

DIEGO RESENDE FARIA

**RECONHECIMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS
COM BAIXO CUSTO COMPUTACIONAL PARA UM
SISTEMA DE CONTROLE DE ACESSO**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do título de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Informática da Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Parente Ribeiro.

Dezembro
2005




Ministério da Educação
Universidade Federal do Paraná
Programa de Pós-Graduação em Informática

PARECER

Nós, abaixo assinados, membros da Banca Examinadora da defesa de Dissertação de Mestrado em Informática, do aluno *Diego Resende Faria*, avaliamos o trabalho intitulado, "*RECONHECIMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS COM BAIXO CUSTO COMPUTACIONAL PARA UM SISTEMA DE CONTROLE DE ACESSO*", cuja defesa foi realizada no dia 19 de dezembro de 2005, às dezesseis horas, na sala pk7 no bloco da Engenharia Elétrica do Setor de Ciências Exatas da Universidade Federal do Paraná. Após a avaliação, decidimos pela aprovação do candidato.

***Obs: Prof. Dr. Eduardo Parente Ribeiro DINF/UFPR – Orientador (afastado para pós-doutorado)**

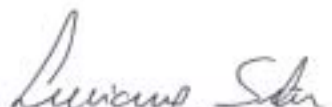
Curitiba, 19 de dezembro de 2005.


Prof. Dr. Luciano Silva
DINF/UFPR – Presidente


Prof. Dr. Marcos Vinícius Lamar
Delt/UFPR – Membro Externo


Prof. Dra. Tânia Mezzadri Centeno
UFTPR – Membro Externo




Prof. Dr. Luciano Silva
DINF/UFPR – Membro Interno

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus pela oportunidade de fazer o mestrado e por ter me dado motivação para concluí-lo. Passagens bíblicas me animaram, tais como: *"Feliz o homem que acha sabedoria, e o homem que adquire conhecimento"-Provérbios 3:13, "Se, porém, algum de vós necessita de sabedoria, peça-a Deus, que a todos dá liberalmente e nada lhes impropria; e ser-lhe-á concedida. Peça-a, porém, com fé, e nada duvidando; pois o que duvida é semelhante à onda do mar, impelida e agitada pelo vento." -Tiago 1:5-6.* Todo esforço feito para a conclusão deste trabalho é para a honra e glória de Deus, *"Portanto, quer comais, quer bebais, ou façais outra coisa qualquer, fazei tudo para a glória de Deus" - 1 Coríntios 10:31.*

Ao meu orientador, professor Dr.Eduardo Parente Ribeiro pela ajuda durante o período da pesquisa, pois foi de muita importância.

Ao professor PhD. Hélio Pedrini do departamento de Informática da Universidade Federal do Paraná, pelos ensinamentos e dicas.

Ao coordenador do curso de Pós-Graduação em Informática da UFPR, professor Dr.Alexandre Ibrahim Direne, pelo apoio.

Aos meus amigos e colegas de mestrado.

Aos meus pais, Nivaldo de Souza Faria e Vera Lúcia Resende Faria que são muito importantes em minha vida e sempre me auxiliaram e ajudaram de diversas formas.

A Fernanda da Cunha e Castro, que amo, admiro e sempre me auxiliou.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	iv
LISTA DE TABELAS	vii
RESUMO	viii
ABSTRACT	ix
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Justificativa	1
1.2 Objetivo	2
1.3 Contribuições	3
1.4 Composição	3
2 FUNDAMENTOS	4
2.1 Biometria	4
2.2 Impressões Digitais	5
2.2.1 Minúcias	6
2.2.2 Verificação x Identificação	7
2.2.3 Falsa Aceitação e Falsa Rejeição	8
2.3 Fundamentos de Processamento de Imagens	8
2.3.1 Pré-Processamento	10
2.3.2 Filtros Passa-Baixas	11
2.3.3 Filtros Passa-Altas	13
2.3.4 Segmentação	14
2.3.4.1 Limiarização	15
2.3.4.2 Limiarização Local	16
2.3.5 Afinamento	17
2.3.5.1 Método de Zhang e Suen	17
2.3.5.2 Método de Holt	19
2.3.5.3 Método de Stentiford	19
2.3.6 Extração de Minúcias	20
2.3.7 Pós-Processamento	21
2.4 Trabalhos Relacionados	22

3 METODOLOGIA UTILIZADA	28
3.1 Imagens Utilizadas	29
3.2 Filtro para Suavizar Ruídos.....	31
3.3 Filtro para Realce do Contraste	33
3.4 Limiarização	34
3.5 Afinamento	35
3.6 Extração das Minúcias	36
3.7 Pós-Processamento	37
3.8 Reconhecimento da Impressão Digital	41
4 RESULTADOS	46
4.1 Suavização de Ruídos	46
4.2 Contraste	50
4.3 Limiarização	52
4.4 Afinamento	55
4.5 Detecção de Minúcias	57
4.6 Pós-Processamento	59
4.7 Reconhecimento	61
5 CONCLUSÃO	84
5.1 Trabalhos Futuros	85
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	87

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Controle de acesso a ambientes distribuído.	2
Figura 2 - Visão esquemática de Grupos nas impressões digitais.....	6
Figura 3 - Classificação das Minúcias nas impressões digitais.....	7
Figura 4 - Etapas de um sistema de Processamento de Imagens.....	9
Figura 5 -Tipos de vizinhança: (a) vizinhança-4; (b) vizinhança-8 de um <i>pixel</i>	10
Figura 6 - Aproximação discreta da função Gaussiana com $\sigma = 1.0$	13
Figura 7 - Histograma de níveis de cinza que pode ser particionados por (i) um único limiar e (ii) múltiplos limiares.....	15
Figura 8 - Máscaras de Holt.....	19
Figura 9 -Máscaras de Stentiford.....	19
Figura 10 - Vizinhança de um <i>pixel</i> ao qual vai ser calculado o <i>crossing-number</i>	21
Figura 11 - Exemplos de Falsas Minúcias – Da esquerda à direita: Espigada (<i>spike</i>); Ponte (<i>bridge</i>); Buraco (<i>hole</i>); Quebra (<i>break</i>); Espora (<i>spur</i>); Escada (<i>ladder</i>).	22
Figura 12 - Arquitetura do sistema de reconhecimento de impressões digitais, métodos utilizados.	28
Figura 13 - Exemplo da aplicação do Filtro da Mediana; (a) Imagem original, (b) Imagem a qual se adicionou 5% de ruído (sal-pimenta), (c) Imagem Resultante da filtragem.....	38
Figura 14 - Máscara 5 x 5 usada para filtragem espacial de aguçamento.....	33
Figura 15 - Imagem filtrada (mediana 3x3).....	34
Figura 16 - Imagem após o filtro de aguçamento	34
Figura 17 - (a) Imagem Binarizada sem o filtro de Contraste e (b) imagem Binarizada com o filtro de contraste.....	34
Figura 18 – (a) Imagem resultante do filtro de aguçamento e (b) Resultado da limiarização global de Otsu.....	35
Figura 19 – (a) Imagem Limiarizada, (b) Resultado do método de afinamento de Holt.	36
Figura 20 – (a) Imagem original e (b) Imagem resultante do algoritmo CN com as minúcias detectadas, círculos azuis = final de linha e círculos vermelhos = bifurcações.....	37

Figura 21 - Exemplo da validação de uma minúcia crista final. A figura mostra a mudança na máscara M após os diferentes passos do algoritmo, representado em (a), (b) e (c).	39
Figura 22 - Exemplo da validação de uma minúcia de tipo bifurcação. A figura mostra a mudança na máscara M após os diferentes passos do algoritmo representados em (a), (b), (c), (d) e (e).	40
Figura 23 - Cancelamento das falsas minúcias do tipo buraco (a) e espigada (b).	40
Figura 24 – (a) Imagem Original, (b) imagem após o algoritmo CN e (c) imagem após o pós-processamento.	41
Figura 25 - Exemplo de quando é encontrada uma minúcia (mesmo tipo) com menor distância.	45
Figura 26 - (a) – Imagem com ruído uniforme, (b) resultado do filtro da média 3 x 3, (c) resultado do filtro Gaussiano, (d) resultado do filtro da mediana 3x3.....	48
Figura 27 - (a) – Imagem com ruído sal-pimenta, (b) resultado do filtro da média 3x3, (c) resultado do filtro Gaussiano, (d) resultado do filtro da mediana 3x3.....	49
Figura 28 - (a) – Imagem Original, (b) resultado do filtro <i>sharpen</i> , (c) resultado do filtro <i>sharpen</i> aplicado 2 vezes, (d) resultado do filtro <i>unsharpen</i> , (e) resultado do filtro <i>unsharpen</i> aplicado 2 vezes, (f) Resultado do filtro de aguçamento adotado (máscara do filtro apresentada na figura 14).....	51
Figura 29 - (a) – Imagem Original, (b) Limiarização local de Bersen 3 x 3, (c) Bersen 5 x 5, (d) Bersen 7 x 7.....	52
Figura 30 - (a) – Imagem Original, (b) Limiarização local de Niblack 3 x 3, fator de ajuste 0, (c) Niblack 7 x 7, fator de ajuste 0, (d) Niblack 5 x 5 fator de ajuste 0.5.	53
Figura 31 - (a) – Imagem Original, (b) Limiarização global simples com limiar 130, (c) Limiarização global de Otsu.....	54
Figura 32 - (a) Original, (b) Afinamento de Zang e Suen, (c) Afinamento de Holt, (d) Afinamento de Stentiford.	55
Figura 33 - (a) – Imagem Original Limiarizada, (b) Afinamento de Zang e Suen, (c) Afinamento de Holt, (d) Afinamento de Stentiford.	56
Figura 34 - Exemplo do erro gerado pelo algoritmo CN que considera a borda um final de linha. Pontos pretos: finais de linha; Pontos Brancos: Bifurcações.....	58

Figura 35 - Exemplo de onde o CN começa a encontrar as minúcias, após a delimitação que está em preto.....	59
Figura 36 - Minúcias detectadas pelo algoritmo CN após a delimitação.....	59
Figura 37 - Exemplo do pós-processamento, imagem à esquerda gerada após a detecção de minúcias; imagem à direita é resultante do pós-processamento. ..	60
Figura 38 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs semelhantes e diferentes a ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica PMI.	69
Figura 39 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais e diferentes a ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica PMD.	70
Figura 40 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais e diferentes a ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica SDMQN.	70
Figura 41 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais e diferentes a ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica PMI. Teste da Base de dados comparada com a ID 1.....	71
Figura 42 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais e diferentes da ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica SDMQN. Teste da Base de dados comparada com a ID 1.	71
Figura 43 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes da ID 10 com a métrica PMI. Resultado do teste da ID 10 comparada com a base de dados.....	75
Figura 44 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes da ID 10 com a métrica PMD. Resultado do teste da ID 10 comparada com a base de dados.....	75
Figura 45 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes a ID 10 com a métrica SDMQN. Resultado do teste da ID 10 comparada com a base de dados.	76
Figura 46 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes com a métrica PMI, base de dados comparada com a ID 10.	77
Figura 47 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes com a métrica SDMQN, base de dados comparada com a ID 10.	77
Figura 48 - Impressões digitais posicionadas no sensor de diversas maneiras e com tamanho e intensidade variadas: ID 61, ID 62, ID 63, ID 64 e ID 65, respectivamente.....	78

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Propriedades do <i>pixel</i> (CN).....	21
Tabela 2 - Scanner de impressão digital U.areU 2000, utilizado para digitalizar as imagens de impressões digitais utilizadas.....	30
Tabela 3 - Scanner de impressão digital U.areU 4000, cuja função é digitalizar as imagens de impressões digitais utilizadas.....	30
Tabela 4 - Scanner de impressão digital Fujitsu MBF200, empregado para digitalizar as imagens de impressões digitais utilizadas.....	31
Tabela 5 – Tempo de processamento das técnicas testadas.	46
Tabela 6 – Técnicas testadas e seus respectivos tempos de processamento.	50
Tabela 7 – Técnicas testadas e seu respectivo tempo de processamento.....	54
Tabela 8 – Técnicas testadas e seus respectivos tempos de processamento.	57
Tabela 9 – Impressões digitais armazenadas, e suas respectivas informações.	65
Tabela 10 – Siglas e seus significados, referente a algumas métricas utilizadas.....	65
Tabela 11 – Resultado da comparação entre a ID 1 e a Base de Dados e a Comparação da Base com a ID 1.....	69
Tabela 12 – Resultado dos DGs.	72
Tabela 13 – Resultado obtido da comparação entre a ID 10 e a Base de Dados e da Comparação da Base com ID 10.....	74
Tabela 14 – Resultado dos Dgs.....	78
Tabela 15 – Resultado da comparação entre a ID 65 e a Base de Dados e da Comparação da Base com ID 65.....	81
Tabela 16 – Resultado dos DGs.	81

RESUMO

Este trabalho apresenta a avaliação de técnicas utilizadas para o reconhecimento de impressões digitais visando uma implementação futura em um sistema distribuído de controle de acesso a salas operando com microcontroladores de baixo custo. O objetivo principal foi testar a eficiência, desempenho e limitações dos algoritmos de pré-processamento e pós-processamento, segmentação, extração de características das imagens de impressões digitais para que possam ser utilizadas em processadores menos potentes. Uma nova abordagem também é apresentada para o reconhecimento de impressões digitais. Esta forma de comparação das minúcias tem como objetivo reconhecer uma impressão digital mesmo na presença de pequena translação que pode ocorrer no posicionamento do dedo no sensor de captura da imagem.

ABSTRACT

This work presents the evaluation of techniques used for the fingerprint recognition aiming a future implementation in a distributed system for room access control operating with low-cost microcontrollers. The main objective was to test the efficiency, performance and limitations of the pre-processing, post-processing, segmentation and feature extraction of the fingerprints to allow their utilization in less powerful processors. A new technique for the recognition of fingerprints is also presented. This form of minutiae comparison has the objective to allow fingerprint recognition even in the presence of small translation due to finger positioning on the sensor.

1 INTRODUÇÃO

O reconhecimento de impressões digitais é um dos mais importantes métodos de identificação biométrica (EMIROGLU e AKHAN, 1997). Este tem sido um dos meios mais utilizados na biometria para identificar uma pessoa através de suas características físicas, específicas do indivíduo. O grande avanço tecnológico se estende ao ramo da biometria. Há *softwares* de impressões digitais comerciais confiáveis, mas esta é uma área em que ainda se fazem muitas pesquisas para testar as diversas metodologias em processo de desenvolvimento.

Um sistema de identificação ou verificação de impressões digitais requer o uso de diversas técnicas para o tratamento das imagens. Após a captura da imagem por um sensor, a imagem pode conter degradações ou ruídos advindos em sua aquisição. Para resolver este problema é necessário utilizar técnicas de pré-processamento para suavizar ou eliminar estes ruídos. Métodos de segmentação são utilizados para extrair regiões de interesse na imagem. Em seguida é utilizada uma técnica de pós-processamento para eliminar falsas minúcias detectadas durante sua extração, para em seguida poder ser feita a comparação das imagens. Cada uma dessas etapas é essencial para o reconhecimento das impressões digitais.

1.1 Justificativa

Um projeto em andamento no Departamento de Engenharia Elétrica da UFPR prevê a utilização de microcontroladores de baixo custo para controle de acesso a salas baseado no reconhecimento de impressões digitais. Isto requer um programa que não tenha um elevado grau de processamento, ou seja, que não possua algoritmos e cálculos complexos. Sendo assim, notou-se a necessidade de avaliar técnicas e aplicações com baixo custo computacional para o reconhecimento de impressões digitais.

A avaliação comparativa das técnicas permitirá a seleção de uma seqüência de processamento cujo desempenho seja satisfatório para permitir o

desenvolvimento de uma aplicação para controle de acesso a laboratórios, salas, etc.

A figura 1 expõe um exemplo de controle de acesso a ambientes distribuído. Cada porta de um determinado ambiente possuirá um leitor (sensor) das impressões digitais e um microcontrolador que fará o pré-processamento das imagens (melhora do aspecto visual da imagem) e extrairá as características das impressões digitais enviando-as para a unidade central de processamento (UCP). Este processo é importante para reduzir a quantidade de dados que deverão ser transmitidos por este barramento de baixa velocidade (9600bps). A UCP comparará as características da impressão digital a ser identificada com as impressões digitais previamente cadastradas. Um microcomputador realiza o cadastramento de novas pessoas e permite a visualização de relatórios de acesso.

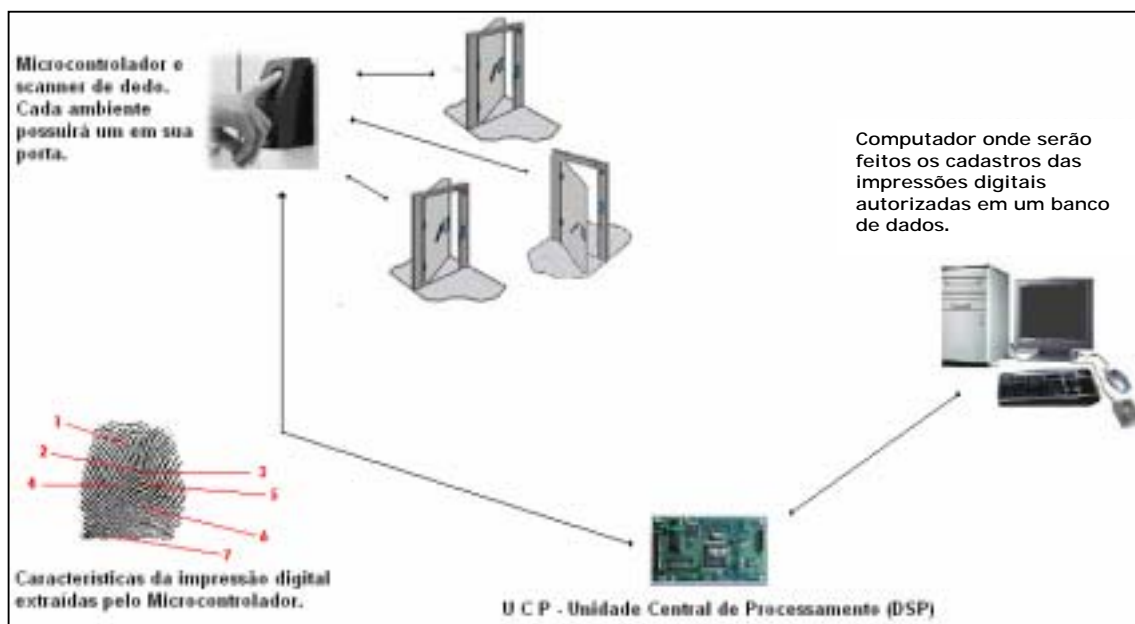


Figura 1 - Controle de acesso a ambientes distribuído.

1.2 Objetivo

O principal objetivo deste trabalho é avaliar o uso de diversas técnicas (pré-processamento, segmentação, pós-processamento, extração de características

e comparação das impressões digitais) que são necessárias para fazer o reconhecimento de impressões digitais para implementar um sistema distribuído de controle de acesso a ambientes. A partir dos resultados obtidos é apresentada a melhor técnica para tratamento das imagens de impressões digitais, levando-se em consideração o tempo de processamento e a qualidade obtida. Deseja-se um desempenho que não tenha um custo computacional elevado e forneça resultados que permitam que o sistema funcione adequadamente. Uma nova abordagem para o reconhecimento de impressões digitais é apresentada, a qual foi proposta para a comparação das minúcias nas imagens mesmo na presença de translações.

1.3 Contribuições

As principais contribuições deste trabalho são:

- Obter um procedimento de pré-processamento e reconhecimento de impressões digitais que tenha resultados eficientes com baixo custo computacional para poderem ser implementados em processadores menos potentes. Isto possibilitará que sejam projetados, futuramente, controles de acesso a ambientes de uma forma mais acessível devido seu custo.
- Realizar uma análise comparativa de alguns algoritmos necessários ao reconhecimento de impressões digitais, para demonstrar as técnicas de tratamento de imagens, complexidade computacional, qualidade obtida nos resultados.
- Um algoritmo proposto de comparação das impressões digitais que possibilita reconhecer as minúcias mesmo com pequenas translações.

1.4 Composição

A dissertação está dividida da seguinte forma: no capítulo 2 são abordados assuntos como biometria, impressões digitais, processamento de imagens e alguns trabalhos relacionados encontrados na literatura. No capítulo 3 são apresentadas as técnicas utilizadas (pré-processamento, segmentação, extração de características, pós-processamento e comparação). No capítulo 4 são apresentados os resultados do trabalho e no capítulo 5 a conclusão.

2 FUNDAMENTOS

Neste capítulo são apresentados alguns fundamentos de biometria e técnicas de processamento de imagens que podem ser utilizadas em um sistema de impressões digitais e trabalhos relacionados encontrados na literatura.

2.1 Biometria

Entre as definições citadas no dicionário, biometria é a ciência da aplicação de métodos de estatística quantitativa a fatos biológicos ou análise matemática de dados biológicos (PRIBERAM, 2004).

A biometria é de grande interesse em áreas onde é realmente importante verificar a identidade real do indivíduo.

Através da biometria, uma pessoa pode ser identificada por meio de suas características fisiológicas, tais como: as impressões digitais, o formato da íris, a geometria da mão e a estrutura da face. A determinação da identidade pode ser também comportamental pela representação de atributos únicos dos indivíduos, por exemplo, a assinatura e as características da voz.

As vantagens dos recursos biométricos é que estes não podem ser facilmente forjados e não podem ser esquecidos como acontece com senhas, e isso obriga que a pessoa a ser autenticada esteja fisicamente presente no ponto de autenticação, eliminando-se o problema de roubo de senhas ou a transferência de senhas para outras pessoas.

A identificação de indivíduos através de impressões digitais tem sido utilizada há muito tempo. Os padrões formados pelas linhas da impressão digital são únicos, permitindo, assim, que uma pessoa específica seja identificada. As impressões digitais de um indivíduo são imutáveis desde seu nascimento até sua morte.

Historicamente, os sistemas de verificação biométrica, baseados em impressões digitais, são os que provêm melhores performances com os menores custos em relação a outros sistemas biométricos como o reconhecimento de íris, face, geometria da mão, entre outros (JAIN and KULKAMI, 1999).

O método de identificação baseia-se na comparação de minúcias que são características da impressão digital, tais como o formato e a orientação das linhas, bifurcações, núcleos, deltas e outros padrões (CENTENO, 1994).

A captura de uma imagem de impressão digital é feita através de um dispositivo de entrada de dados que pode ser um *scanner*. A imagem é adquirida no formato digital.

2.2 Impressões Digitais

A impressão digital é única em cada indivíduo, elas permanecem intactas por toda vida, se não houver um ferimento ou corte profundo. Esta propriedade faz com que a impressão digital seja um grande atrativo na identificação biométrica (SILVA e ABE, 2002).

A figura 2 ilustra os grupos existentes nas impressões digitais, através de uma visão esquemática. Na figura 2 os grupos são representados por: Arcos (A): linhas datilares que se formam de um lado e tendem a sair do outro lado; Verticilos (V): as linhas datilares tendem a apresentar um padrão concêntrico, espiralado, oval ou sinuoso no centro da impressão digital com dois deltas, um à esquerda e outro à direita; Presilhas Externas (E): as linhas formam-se à direita do observador, curvam-se no centro e tendem a voltar ao mesmo lado com um delta à esquerda do observador; Presilhas Internas (I): as linhas formam-se à esquerda do observador, curvam-se, e tendem a voltar para o mesmo lado, com um delta à direita do observador.

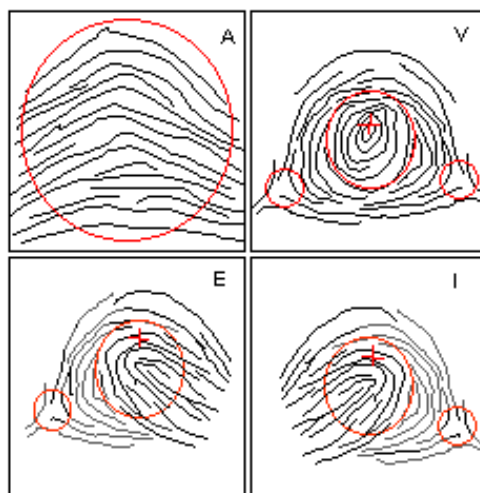


Figura 2 - Visão esquemática de Grupos nas impressões digitais.

2.2.1 Minúcias

Os dois tipos de minúcias mais importantes são: crista final e a crista bifurcada. A crista final está definida como o ponto onde a linha termina abruptamente. A crista bifurcada está definida como o ponto onde uma linha aforquilha ou diverge em linhas ramificadas (ESPINOSA-DURÓ, 2001).

As minúcias também são conhecidas como características de Galton, são descontinuidades locais na impressão digital e correspondem essencialmente às terminações e as bifurcações das linhas da impressão digital. (MAIO and MALTONI, 1998).

É citado em Kasaei, Deriche e Boashash (1997) que as características de impressões digitais mais complexas são combinações destas duas características básicas, ou seja, os outros tipos de minúcias existentes são combinações destes dois tipos de minúcias (crista final e bifurcada), como por exemplo: lago e crista curta.

Os grupos nas impressões digitais são exemplos de características globais. Sua quantidade e localização são usadas para classificar a impressão (dada uma prévia definição de possíveis classes). As minúcias são usadas para obter uma caracterização única de uma determinada impressão digital (AMENGUAL *et al.*, 1997).

As minúcias possuem diversas classificações. A classificação mais comum é apresentada na figura 3.



Figura 3 - Classificação das Minúcias nas impressões digitais.

Os *softwares* de reconhecimento de impressões digitais utilizam apenas dois tipos de minúcias para a comparação, final de linha que pode ser chamada de crista final e bifurcação que é conhecida também como crista bifurcada.

Os sistemas biométricos de reconhecimento de impressões digitais extraem informações como os grupos existentes nas impressões digitais para fazer a comparação. Caso as impressões digitais comparadas pertençam a grupos idênticos, verificam-se as minúcias, o tipo, a quantidade de cada tipo, a localização das minúcias para fazer comparações entre as impressões de cada tipo, permitindo assim, identificar o indivíduo.

2.2.2 Verificação x Identificação

Existem duas formas de reconhecimento por meio da biometria. Na primeira situação, o usuário se apresenta como determinada pessoa e o sistema

confere a veracidade da informação. Na segunda situação, a identificação de uma pessoa ocorre quando se tem seu dado biométrico e se faz uma busca num banco de dados, comparando-se as informações até que se encontre (ou não) um registro idêntico ao que é procurado, com certa margem de erro inclusa. Sistemas do tipo da primeira situação são chamados de 1-1 (um para um), pois a medida biométrica que se apresenta é simplesmente checada com a que foi registrada no banco de dados, durante o cadastro desse usuário. Sistemas do tipo da segunda situação são conhecidos por 1-n (um para muitos), pois o dado de uma pessoa é comparado ao de várias outras. Eles podem ser aplicados em casos como a identificação de criminosos e suspeitos ou na localização de desaparecidos.

2.2.3 Falsa Aceitação e Falsa Rejeição

Taxa de Falsa Aceitação (TFA) é a probabilidade que tem um sistema biométrico de identificar incorretamente um indivíduo ou falhar na rejeição de um impostor. Taxa de Falsa Rejeição (TFR) é a probabilidade que tem um sistema biométrico de falhar na identificação de um usuário legítimo.

2.3 Fundamentos de Processamento de Imagens

Processamento de imagens envolve a aquisição, transformação e análise de imagens através do computador visando melhorar suas características visuais, tais como contraste, eliminação de ruídos, e extrair regiões de interesse para a representação de objetos e interpretação das imagens (PEDRINI, 2004).

A figura 4 ilustra as etapas de um sistema de processamento de imagens.

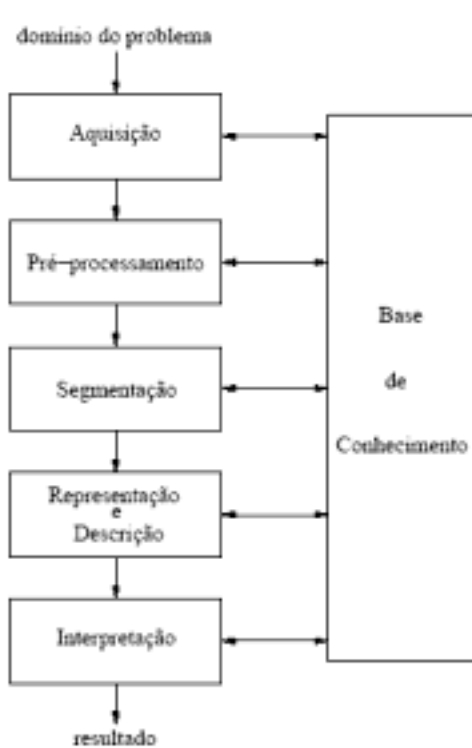


Figura 4 - Etapas de um sistema de Processamento de Imagens.

Uma imagem monocromática, ou simplesmente imagem, pode ser definida por uma função de intensidade luminosa $f(x,y)$, equivalente ao nível de cinza da imagem naquele ponto num sistema de coordenadas espaciais (x, y) . Os valores assumidos são inteiros não negativos. Um modelo físico para a intensidade de uma cena pode ser expresso em termos de produto entre a quantidade de luz que incide na cena ($i(x,y)$, iluminância) e a quantidade de luz refletida pelo objeto na cena ($r(x,y)$, reflectância) (GONZALEZ e WOODS, 2003). Portanto, a função de $f(x,y)$ pode ser representada como:

$$f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y) \quad (1)$$

para

$$0 < i(x,y) < \infty \quad \text{e} \quad 0 < r(x,y) < 1.$$

A imagem deve estar na forma digital para aplicar as técnicas de análise por meio computacional. Uma imagem discreta ou digital pode ser obtida através de

um processo chamado digitalização, o qual envolve dois passos, a amostragem e a quantização. A amostragem consiste em discretizar o domínio de definição da imagem nas direções x e y , gerando uma matriz de $M \times N$ amostras. A quantização consiste em escolher o número inteiro L de níveis de cinza permitidos em cada ponto (GONZALEZ e WOODS, 2003). Cada elemento (x, y) da matriz é chamado de *pixel* (abreviação de *picture element*), o qual representa a intensidade ou a cor de cada ponto da imagem.

Um *pixel* p de coordenadas (x, y) possui quatro vizinhos horizontais e quatro vizinhos verticais, cujas coordenadas são $(x-1, y)$, $(x+1, y)$, $(x, y-1)$ e $(x, y+1)$. Estes *pixels* formam a vizinhança-4 de um *pixel* p denotada $N_4(p)$. Os quatro vizinhos diagonais de p são os *pixels* de coordenadas $(x-1, y-1)$, $(x-1, y+1)$, $(x+1, y-1)$ e $(x+1, y+1)$ que constituem o conjunto $N_d(p)$. A vizinhança-8 de p é definida como:

$$N_8(p) = N_4(p) \cup N_d(p) \quad (2)$$

A figura 5 ilustra a vizinhança-4 e a vizinhança-8 de um *pixel* p (*pixel* central).

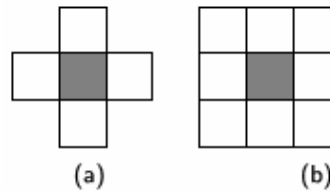


Figura 5 -Tipos de vizinhança: (a) vizinhança-4; (b) vizinhança-8 de um *pixel*.

2.3.1 Pré-Processamento

Após a obtenção de uma imagem digital, o próximo passo consiste em pré-processar a imagem. A função chave no pré-processamento é melhorar a imagem de forma a aumentar as chances de sucesso dos processos seguintes (GONZALEZ e WOODS, 2003).

Na etapa de pré-processamento podem ser utilizados filtros no domínio espacial ou domínio de frequência com a finalidade de suavizar e eliminar ruídos

contidos nas imagens. Os ruídos podem ser adicionados à imagem em sua aquisição, por dispositivos como *scanners*, máquinas fotográficas, câmera de vídeo etc.

Em geral, a qualidade das imagens de impressões digitais ao serem adquiridas não são satisfatórias. O pré-processamento é uma etapa crucial de um sistema de reconhecimento baseado em impressões digitais (GAO *et al.*, 2001).

A qualidade de uma imagem de impressão digital é o fator mais importante em um processo confiável de comparação (EMIROGLU and AKHAN, 1997). A qualidade é importante, pois influencia em todas as etapas de um sistema de impressões digitais, como por exemplo, se uma imagem adquirida conter muitos ruídos e isso não for tratado, após as etapas de limiarização e afinamento a imagem irá conter falhas, causando falsas minúcias que prejudicam também o processo de comparação.

2.3.2 Filtros Passa-Baixas

Os filtros que suavizam as imagens, atenuando as altas frequências (ruídos ou bordas) são os filtros passa-baixas, os quais também podem borrar a imagem, removendo pequenos detalhes.

Existem alguns filtros estatísticos que têm como objetivo suavizar a imagem. A imagem é percorrida, *pixel a pixel*, analisando sua vizinhança (3x3, 5x5, etc.) para efetuar cálculos como a média dos valores entre os vizinhos. Quanto maior for a vizinhança analisada, maior é o efeito de suavização, decorrente da diversidade de valores que pode haver na vizinhança. O filtro da moda tem o objetivo de substituir o *pixel* que está sendo verificado pelo valor que mais aparece em sua vizinhança (3x3, 5x5, etc.). O filtro máximo ou mínimo substitui o *pixel* analisado pelo menor ou maior valor de sua vizinhança.

Se o objetivo for alcançar a redução de ruído em vez de borrar, uma abordagem alternativa consiste no uso de filtros por mediana. Este método é particularmente efetivo quando o padrão de ruídos apresentar componentes fortes do tipo “espigada” (*spike*), sendo que a característica a ser preservada é a agudeza das bordas (GONZALEZ e WOODS, 2003).

O filtro da mediana é o mais eficiente para eliminar ruídos do tipo sal-pimenta e ruídos impulsivos, retendo os detalhes da imagem porque eles não dependem dos valores que são significativamente diferentes dos valores típicos em uma vizinhança (JAIN; KASTURI and SCHUNCK, 1995).

O filtro da mediana consiste em percorrer uma imagem, substituindo cada *pixel* pelo elemento mediano da vizinhança (3x3, 5x5, entre outros tamanhos) deste *pixel*.

Outro filtro para suavização é o filtro Gaussiano que utiliza como coeficiente da máscara derivações de uma função Gaussiana bidimensional. A função Gaussiana com média zero é definida como (equação 3):

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

que é usada como um filtro de suavização. Conforme descrito em PEDRINI (2004) os filtros Gaussianos apresentam diversas características que os tornam particularmente úteis em processamento de imagens, tais como:

- Em duas dimensões, o grau de suavização é o mesmo em ambas as direções, devido às funções Gaussianas serem simétricas em relação à rotação;
- A suavização da imagem é realizada através da substituição de cada *pixel* por uma média ponderada dos *pixels* vizinhos, tal que o peso dado a um vizinho decresce monotonicamente com a distância do *pixel* central;
- O seu grau de suavização está relacionado com o parâmetro σ , quanto maior seu valor, maior a largura do filtro Gaussiano e maior o grau de sua suavização;
- Funções Gaussianas são separáveis, portanto, uma convolução Gaussiana pode ser realizada processando-se a imagem com um filtro Gaussiano unidirecional, e a seguir processando-se o resultado com o mesmo filtro unidirecional orientado em sentido ortogonal ao filtro Gaussiano utilizado no primeiro estágio. Desta forma, o custo computacional requerido para um filtro Gaussiano cresce linearmente com a largura da máscara do filtro, ao invés de crescer em termos quadráticos.

A figura 5 mostra uma máscara típica para implementar diretamente o filtro Gaussiano com $\sigma = 1.0$.

$$\frac{1}{273} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 26 & 16 & 4 \\ 7 & 26 & 41 & 26 & 7 \\ 4 & 16 & 26 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 7 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

Figura 6 - Aproximação discreta da função Gaussiana com $\sigma = 1.0$.

2.3.3 Filtros Passa-Altas

Após a filtragem da imagem para eliminar possíveis ruídos, o próximo passo é utilizar um filtro de contraste com a finalidade de melhorar os aspectos visuais da imagem. O filtro de contraste contribui para uma próxima etapa que será a conversão de uma imagem de 256 níveis de cinza para uma imagem binária, pois quanto menos borrada a imagem mais detalhes serão preservados em uma imagem de impressão digital.

Um filtro passa-altas tem valores próximos de zero para as baixas frequências da imagem. Entretanto, o efeito visual desse tipo de filtro é o de aguçamento (*sharpening*). As transições entre diferentes regiões da imagem tornam-se mais nítidas. O efeito indesejado é o de enfatizar o ruído que possa existir na imagem (FACON, 1993).

O objetivo principal do aguçamento é enfatizar detalhes finos numa imagem ou realçar detalhes que tenham sido borrados, em consequência de erros ou como efeito natural de um método particular de aquisição de imagens (GONZALEZ e WOODS, 2003).

Uma máscara que representa um filtro passa-altas indica que a ela deve ter coeficientes positivos próximos ao centro e coeficientes negativos na periferia. Caso seja uma máscara 3 x 3, ela satisfaz a condição desde que tenha um valor

positivo no centro e nos demais pontos valores negativos (GONZALEZ e WOODS, 2003).

O filtro *sharpen* reforça as altas freqüências de uma imagem melhorando o contraste. Um exemplo de filtro *sharpen* é convoluir uma mascara 3 x 3 com valores $\{-1, -1, -1, -1, 9, -1, -1, -1, -1\}$ ou $\{-1, 0, -1, 0, 5, 0, -1, 0, -1\}$.

Uma imagem filtrada por passa-altas pode ser computada como a diferença entre a imagem original e a versão filtrada passa-baixas daquela imagem; isto é, $\text{passa-altas} = \text{imagem original} - \text{passa-baixas}$. Um filtro de alto reforço é $(A)(\text{Original}) - \text{passa-baixas}$, seguido de $(A-1)(\text{Original}) + \text{Original} - \text{passa-baixas}$, por fim, $(A-1)(\text{Original}) + \text{passa-altas}$. Um valor $A = 1$ produz o resultado padrão passa-altas. Quando $A > 1$, parte do original é adicionado de volta ao resultado passa-altas, o que restaura parcialmente os componentes de baixa freqüência perdidos na operação de filtragem passa-altas. O resultado é que a imagem “alto reforço” assemelha-se mais à imagem original, com relativo grau de realce de bordas que depende do valor A . O processo geral de subtração de uma imagem borrada de uma original é chamado de filtro *unsharpen* (GONZALEZ e WOODS, 2003).

2.3.4 Segmentação

A divisão de uma imagem em regiões é chamada segmentação. Idealmente a partição representa um objeto ou parte de um objeto (JAIN; KASTURI and SCHUNCK, 1995). Segmentação de uma imagem, entende-se à extração ou identificação dos objetos contidos na imagem na qual o objeto é qualquer característica com conteúdo semântico relevante para a aplicação desejada (MASCARENHAS e VELASCO, 1989). O alvo da segmentação é obter, a partir de uma imagem digitalizada pré-processada, um conjunto de “primitivas ou segmentos significativos” que contém a informação semântica relativa à imagem de origem (FACON, 1993).

2.3.4.1 Limiarização

Em muitas aplicações de processamento de imagens é desejável converter imagens que estão em escala de cinza para imagens binárias (EMIROGLU and KAHAN, 1997).

Limiarização é uma das mais importantes abordagens para a realização da segmentação de imagens (GONZALEZ e WOODS, 2003).

Uma limiarização global simples consiste em transformar uma imagem em tons de cinza numa imagem em dois tons (binária), geralmente preto e branco, separando o fundo dos objetos nas imagens.

Conforme descrito em (PEDRINI, 2004) a classificação dos *pixels* da imagem é feita a partir de um ou mais limiares. Quando uma imagem em níveis de cinza contiver os objetos e o fundo agrupado em dois grupos dominantes, pode-se utilizar um limiar T para extrair os objetos do fundo separando-os, exemplificado no histograma de níveis na figura 7(i). Portanto, cada ponto (x, y) tal que $f(x, y) > T$ é denominado um ponto do objeto, caso contrário é denominado um ponto do fundo. A imagem limiarizada pode ser definida pela equação 4:

$$g(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{se } f(x, y) \leq T \\ 1, & \text{se } f(x, y) > T \end{cases} \quad (4)$$

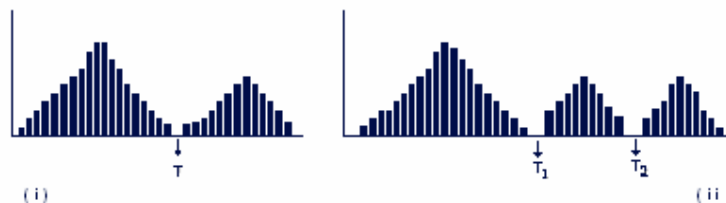


Figura 7 - Histograma de níveis de cinza que pode ser particionados por (i) um único limiar e (ii) múltiplos limiares.

Os *pixels* com valor 1 correspondem aos objetos e aqueles com o valor 0 são o fundo. Neste caso a limiarização é definida como binarização por possuir somente dois valores de níveis de cinza, preto ou branco.

A figura 7 (ii) mostra três grupos dominantes que caracterizam o histograma da imagem (por exemplo, dois tipos de objetos iluminados sobre um fundo escuro). A limiarização da imagem pode ser definida como equação (5):

$$g(x, y) = \begin{cases} I_1, & \text{se } f(x, y) \leq T_1 \\ I_2, & \text{se } T_1 < f(x, y) \leq T_2 \\ I_3, & \text{se } f(x, y) > T_2 \end{cases} \quad (5)$$

Sendo, para cada intervalo, especificado um nível de cinza. O processo de utilizar múltiplos valores como limiar é chamado de limiarização local, devido os valores de limiar variar sobre a imagem como uma função de suas características locais.

2.3.4.2 Limiarização Local

Um exemplo de binarização adaptativa local é o método de Bernsen (1986), o qual consiste em percorrer uma vizinhança de dimensão 3x3 ou 5x5, entre outros tamanhos, para o cálculo do limiar T (equação 6).

$$T = \frac{Z_{min} + Z_{max}}{2} \quad (6)$$

em que Z_{min} e Z_{max} são os níveis de cinza mínimo e máximo respectivamente. Portanto para cada região da imagem será calculado o limiar e depois atribuído o valor 1 para os *pixels* maiores que o limiar e o valor 0 para os menores.

Outro exemplo de binarização adaptativa local é o método de Niblack, (1986). Da mesma forma que no método de Bernsen, são percorridas sub-regiões da imagem, com dimensão 3x3 ou 5x5, entre outras dimensões, e calculado o limiar T .

O algoritmo calcula para cada *pixel* da imagem, a média (equação 7) e o desvio padrão (equação 8) da vizinhança em torno dele, obtendo-se assim o limiar T , logo após é comparado o limiar com os *pixels* desta vizinhança. Se o *pixel* comparado for maior que o limiar, então este *pixel* recebe o valor 1, caso contrário

recebe o valor 0. O cálculo é um fator de ajuste α (valores como: -1, 0, 0.5, 1) multiplicado pelo desvio padrão da vizinhança somado com a média da vizinhança, conforme equação 9.

$$\mu(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M p(x, y) \quad (7)$$

$$\sigma(x, y) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^M (p(x, y) - \mu(x, y))^2} \quad (8)$$

$$T(x, y) = -\alpha \cdot \sigma(x, y) + \mu(x, y) \quad (9)$$

2.3.5 Afinamento

O afinamento ou esqueletização tem como objetivo reduzir a quantidade de pontos da imagem sem afetar a imagem original. O esqueleto da imagem possui a espessura de um *pixel*, retendo as características essenciais da imagem original. O afinamento faz parte da etapa de representação e descrição em um sistema de processamento de imagens.

O afinamento em imagens de impressões digitais torna mais fácil o processo de extração de características, que são as minúcias.

2.3.5.1 Método de Zhang e Suen

Um método muito utilizado para afinamento de imagens é o método Zhang-Suen. A idéia básica do método de Zhang e Suen (1984) é decidir se um determinado *pixel* será eliminado após verificarem-se seus oito *pixels*.

O método de Zhang-Suen é composto de dois passos. No passo 1, um *pixel* p é eliminado, se atender a todas as seguintes condições:

$$(a) \ 2 \leq N(p) \leq 6$$

$$(b) \ S(p) = 1$$

$$(c) p2 \cdot p4 \cdot p6 = 0$$

$$(d) p4 \cdot p6 \cdot p8 = 0$$

em que $N(p)$ é o número de vizinhos não nulos de p , ou seja,

$$N(p) = p1 + p2 + p3 + p4 + p5 + p6 + p7 + p8$$

sendo $S(p)$ o número de transições de branco para preto (0-1) na seqüência ordenada $p1, p2, \dots, p8, p1$, ou seja, os *pixels* que circulam o *pixel* central.

A condição (a) verifica se existem ao menos dois *pixels* vizinhos pretos ao *pixel* p e não mais que seis. Esta condição procura remover sucessivamente *pixels* da borda do objeto, ao invés de suas partes internas. A condição (b) verifica se o número de conectividade do *pixel* p é igual a 1. Esta condição assegura que um *pixel* a ser removido pertence a apenas um único objeto. A condição (c) verifica se um dos *pixels* vizinhos $p2, p4$ ou $p6$ é fundo (branco) da imagem. A condição (d) verifica se ao menos um dos *pixels* $p4, p6$ ou $p8$ é fundo da imagem.

No passo 2, um *pixel* p é eliminado se todas condições abaixo forem satisfeitas:

$$(a) 2 \leq N(p) \leq 6$$

$$(b) S(p) = 1$$

$$(c) p2 \cdot p4 \cdot p8 = 0$$

$$(d) p2 \cdot p6 \cdot p8 = 0$$

Se um ponto satisfizer todas as condições (a)-(d), ele deve ser marcado para ser removido. No entanto, o ponto não deve ser efetivamente eliminado até que todos os pontos em cada passo tenham sido processados. Uma vez que o passo 1 tenha sido aplicado a todos os pontos, aqueles que tiverem sido marcados para remoção receberão o valor 0 (fundo). Em seguida, o passo 2 deve ser aplicado aos pontos resultantes exatamente da maneira como foi o passo 1.

Esse procedimento deve ser repetido até que não haja mais pontos a serem apagados, produzindo-se, então, o esqueleto do objeto.

2.3.5.2 Método de Holt

O método de Holt *et al.* (1987) é um refinamento do método de Zhang e Suen (1984). Inicialmente, os passos 1 e 2, do método de Zhang-Suen são aplicados ao objetos da imagem. Posteriormente aplica-se um processo de remoção de serrilhamento (*staircase removal*), o qual consiste na seguinte observação: metade dos pontos que apresentam uma forma semelhante a uma escada pode ser removida sem afetar o formato ou a conectividade do objeto. As mascaras 1, 2, 3 e 4 (figura 8) são aplicadas em toda imagem já afinada. O *pixel* central das máscaras mostradas na figura 8 pode ser removido se um dos valores X for 0 (branco):

0	1	X
1	1	X
X	X	0

X	1	0
X	1	1
0	X	X

0	X	X
X	1	1
X	1	0

X	X	0
1	1	X
0	1	X

Figura 8 - Máscaras de Holt

2.3.5.3 Método de Stentiford

Conforme Stentiford (1983), um ponto final é um *pixel* preto que possui apenas um outro *pixel* preto como seu vizinho. Estes *pixels* não podem ser removidos. Quatro máscaras apresentadas na figura 9 são utilizadas. Nelas o valor 0 representa um *pixel* branco (fundo), e o valor 1, representa um *pixel* preto (objeto), e o X, por sua vez, indica que o *pixel* pode ter o valor 0 ou 1.

X	0	X
X	1	X
X	1	X

X	X	X
0	1	1
X	X	X

X	1	X
X	1	X
X	0	X

X	X	X
1	1	0
X	X	X

Figura 9 -Máscaras de Stentiford.

Estas máscaras devem percorrer a imagem na seguinte ordem:

M1: da esquerda para a direita e de cima para baixo;

M2: de baixo para cima da esquerda para a direita;

M3: da direita para esquerda e de baixo para cima;

M4: de cima para baixo da direita para esquerda;

Os passos do algoritmo são:

- (a) percorrer a imagem até encontrar um *pixel* que coincida com a máscara *M1*;
- (b) Se este *pixel* não for um ponto final e se seu número de transições S_p é igual a 1, marcar este ponto para que seja removido posteriormente;
- (c) Repetir os passos (a) e (b) para todos os *pixels* que coincidem com a máscara *M1*;
- (d) Repetir os passos (a), (b) e (c) para cada uma das máscaras *M2*, *M3* e *M4* nesta ordem;
- (e) Se algum ponto estiver marcado para ser removido, ele deve ser eliminado alternando-se seu valor para 0;
- (f) Se algum ponto foi removido no passo (e), repetir todos os passos a partir do passo (a), caso contrário o processo termina.

2.3.6 Extração de Minúcias

As minúcias são características fundamentais no reconhecimento de impressões digitais. A unicidade de uma impressão digital se estabelece através das minúcias.

A extração de minúcias de uma imagem de impressão digital é o passo mais importante em uma identificação e classificação automática de impressões digitais (GREENBERG *et al.*, 2002).

A extração das minúcias (ponto de interesse) é feita na imagem afinada da impressão digital. Uma das técnicas mais utilizadas para a detecção das minúcias é o *Crossing Number* (CN). Conforme citado em (COSTA, 2001) esta técnica indica as propriedades de um *pixel* simplesmente contando o número de transições em preto e branco existente nas 8-vizinhanças do *pixel* que está sendo processado. O CN de um ponto é dado pela equação 10:

$$CN = 0.5 \sum |P_i - P_{i+1}| \quad (10)$$

em que P_i é o valor do *pixel* na vizinhança. O índice i é um ciclo de período 8, ou seja, $P_9 = P_1$. Para um *pixel* P , considera-se os 8 vizinhos em uma vizinhança 3 x 3, podendo cada um ter valores diferentes (0 ou 1).

Na figura 10 é mostrada a vizinhança 3 x 3 do ponto P para o cálculo do CN.

P4	P3	P2
P5	P	P1
P6	P7	P8

Figura 10 - Vizinhança de um *pixel* ao qual vai ser calculado o *crossing-number*.

As minúcias cristas finais e bifurcadas são encontradas utilizando-se as propriedades do CN. O valor obtido (CN) indica a propriedade do *pixel*, tabela 4.

Propriedades do CN	Minúcias
0	Ponto isolado
1	Crista final (final de linha)
2	Ponto contínuo
3	Crista bifurcada (bifurcação)
4	Ponto cruzamento

Tabela 1 – Propriedades do *pixel* (CN)

Portanto, os resultados do CN considerados como pontos de interesse são os valores 1 e 3, crista final e crista bifurcada respectivamente.

2.3.7 Pós-Processamento

O pós-processamento de imagens de impressões digitais é uma etapa muito importante no processo de reconhecimento. Nesta etapa são eliminadas as

falsas minúcias remanescentes na etapa de afinamento da imagem devido a borrões na imagem causados pela junção nas linhas das impressões digitais.

O estágio de pós-processamento é crucial para obter um reconhecimento exato das impressões digitais (ZHAO and TANG, 2002). Quanto mais falsas minúcias eliminadas houver, maior será a performance de comparação das impressões digitais. O tempo de comparação das impressões digitais será significativamente diminuído devido à redução de minúcias (ZHAO and TANG, 2002).

Na figura 11 estão representadas algumas falsas minúcias que podem ser encontradas nas imagens.



Figura 11 - Exemplos de Falsas Minúcias – Da esquerda à direita: Espigada (*spike*); Ponte (*bridge*); Buraco (*hole*); Quebra (*break*); Espora (*spur*); Escada (*ladder*).

2.4 Trabalhos Relacionados

Atualmente são encontrados diversos livros, artigos, publicados sobre biometria, mais especificamente sobre impressões digitais. Esta linha de pesquisa ainda é objeto de constante estudo. Em algumas publicações nota-se que são tratadas apenas algumas etapas do processo de reconhecimento de impressões digitais, como, por exemplo, aprimoramento das imagens, extração de minúcias, pós-processamento, etc., enquanto em outras publicações é visto todo o processo necessário para o reconhecimento das impressões digitais, mas sempre dando ênfase a uma das etapas. A seguir serão apresentados alguns artigos e dissertações selecionadas para resenha literária dentre os diversos materiais pesquisados como referência.

Greenberg *et al.* (2002) destacam a etapa de pré-processamento das imagens, em que são utilizadas varias técnicas de filtragem. Foi proposto um processo de aprimoramento, que combina técnicas de filtragem e eliminação de ruídos nas imagens no pré e pós-processamento. Para o aumento de contraste das

imagens foi utilizada equalização do histograma, que é a distribuição uniforme da escala de cinza da imagem, em seguida o filtro Wiener para a eliminação de ruídos. Este filtro é baseado em estatísticas locais (variância do ruído e variância média local, em que se utiliza também a intensidade do nível de cinza) em uma vizinhança local dos *pixels*. Na binarização das imagens é utilizada uma limiarização adaptativa local e no afinamento, operadores da morfologia matemática, mais precisamente a técnica chamada *Hit-or-Miss*. Foi proposto um filtro modificado de Gabor o qual apresentou uma performance melhor.

Greenberg *et al.* (2002) apresentaram apenas a etapa de pré-processamento, não abordando etapas como a extração de minúcias e a comparação das impressões digitais.

O objetivo de Emiroglu e Akhan (1997) foi realizar um estudo de pré-processamento de imagens de impressões digitais. Para eliminação de ruídos foi utilizado o filtro estatístico da mediana, um filtro passa-baixas, que suaviza a imagem de forma que os ruídos diminuam ou desapareçam. Para converter a imagem binária utilizaram uma técnica denominada RAT, *Regional Average Thresholding*, que divide a imagem em 16x16, 16x8, 8x8, 8x4, 4x4, 4x2, em que é calculada uma média de limiar através dos níveis de cinza da região corrente. Emiroglu e Akhan (1997) ressaltaram que apesar de utilizarem um método de binarização local, o algoritmo ficou rápido e os resultados superaram as expectativas. Uma binarização global tem a característica de ser mais rápido por não precisar utilizar sub-regiões da imagem, e, caso supra as necessidades com bons resultados, pode ser utilizada, pois o custo computacional será menor.

A pesquisa desenvolvida por Espinosa-Duró (2001) diz respeito a um algoritmo de detecção de minúcias para o reconhecimento de impressões digitais. Para chegar à fase de extração de minúcias foi feito antes o pré-processamento utilizando-se filtros direcionais para redução de ruídos. Para a binarização foi utilizada a limiarização Global de Otsu (1979) com a finalidade de obter a melhor performance de limiar. Logo após foram implementados o afinamento e o pós-processamento através da morfologia matemática. Para a extração de minúcias o objetivo foi encontrar bifurcações e finais de linhas nas coordenadas x,y da imagem, e sua orientação (θ). O artigo de Espinosa-Duró (2001) não detalha a metodologia

para extração de minúcias. Todas as etapas foram expostas de uma forma resumida.

Amengual *et al.* (1997) demonstraram a extração de minúcias em tempo real. Foi feita uma descrição da fase anterior à extração de minúcias que é o pré-processamento no qual são utilizados métodos de análise da variância da imagem para construir um mapa de ruídos; logo após é dividida a imagem em áreas independentes e medida a variância de cada área obtendo-se a mínima e a máxima variância. É então calculada a diferença entre a mínima e máxima variância e depois feita uma normalização das áreas através de um certo limiar. Se a variância for maior que o limiar, ela é, então, considerada como fundo da imagem. É calculada também a imagem direcional para identificar a direção das linhas da impressão digital e logo após é feita uma suavização da imagem direcional. O afinamento utilizado por Amengual *et al.* (1997) é uma metodologia proposta por Wu R. and Tai W. (1992), *Pattern Recognition*, referenciado no artigo de Amengual *et al.* O artigo dá ênfase à extração das minúcias, a qual tem o objetivo de extrair pontos como bifurcações e final de linha na imagem.

Uma dificuldade apresentada por Amengual *et al.* (1997) foi eliminar as falsas minúcias que são encontradas devido a degradações na imagem, que formam falsas minúcias. O algoritmo utilizado para extração de minúcias neste artigo são técnicas estruturais e combinações estatísticas, o qual é chamado de *Condition Number* (algoritmo baseado no *Crossing Number*) dado pela equação 11:

$$C_{Number} = \sum_{K=1}^8 |r(k+1) - r(k)| \text{ onde } r(9) = r(1) \quad (11)$$

No algoritmo percorre-se uma vizinhança 3x3 no sentido anti-horário (do *pixel* 1 ao 9, sendo o *pixel* de coordenada (x, y+1) o primeiro e nono *pixel*, ou seja, passa duas vezes por este elemento), sendo o *pixel* central de coordenada (x,y) o principal, ou seja, o *pixel* analisado na imagem. É utilizada a equação 11, na qual $r(k)$ representa o *pixel* que está sendo analisado (*pixel* corrente da matriz da imagem). Com o resultado do cálculo é possível distinguir o tipo de minúcia, se resultar o valor 2 é um final de linha, se resultar o valor 6 é uma bifurcação; os outros resultados são desconsiderados, ou seja, não se trata de uma minúcia.

Amengual *et al.* (1997) demonstraram a adaptação de conceitos adquiridos na literatura com bons resultados e processamento rápido. A técnica de extração de minúcias dá-se em tempo real.

No artigo de Gao *et al.* (2001) foi abordado o pré-processamento das imagens. Foi utilizada uma técnica denominada CNNs (*Cellular Neural Networks*), que consiste de três operações sucessivas: a primeira é o *Sharpening* que realça o contraste da imagem, a segunda faz o aprimoramento das cristas, e a terceira é o afinamento da imagem.

Tico e Kuosmanen (2000) propuseram um algoritmo para pós-processamento. Após o afinamento da imagem nota-se que muitos espúrios são remanescentes com formato de pé de galinha. Algumas degradações nas linhas são confundidas com as minúcias, e o algoritmo de detecção de minúcias acaba marcando estas falsas minúcias como verdadeiras. O algoritmo proposto valida a minúcia encontrada verificando se é verdadeira ou não recorrendo a sua vizinhança. O algoritmo ignora várias minúcias falsas.

O artigo de Tico e Kuosmanen (2000) descreve o algoritmo, mas não especifica claramente o tamanho da máscara que percorre a matriz da imagem para analisar a vizinhança da minúcia candidata.

Xiau e Zhuming (1996) apresentaram todas as etapas para o reconhecimento de impressões digitais. No pré-processamento foi utilizada uma combinação linear de dois filtros, um para calcular a média na direção horizontal das linhas (direção das cristas) e outro para separar as cristas paralelas que estão misturadas na direção vertical. Logo após é feita uma limiarização local na imagem para convertê-la em binária, percorrendo-se a matriz com uma máscara 5 x 5 para calcular a média entre os níveis de cinza da vizinhança. Se o elemento central da máscara for maior ou igual à média é atribuído o valor 0 para o *pixel* central, caso contrário é atribuído o valor 1.

Xiau e Zhuming (1996) utilizaram um algoritmo baseado no *Condition Number* com algumas modificações para a extração das minúcias. A fase que se destaca no artigo de Xiau e Zhuming, (1996), é a comparação das impressões digitais. Para comparar uma imagem com a outra foi utilizada a seguinte estratégia: verifica-se se o tipo da minúcia é uma bifurcação ou final de linha, em seguida a

coordenada x,y e a direção da minúcia. Após verifica-se a distância entre as minúcias e por fim, comparam-se as impressões digitais.

Choi *et al.* (2001) implementaram um sistema de identificação de impressões digitais para um processador ADSP21060. Os algoritmos para eliminação de ruídos da imagem e afinamento foram baseados em técnicas da morfologia matemática (erosão, dilatação, abertura, fechamento). Foi proposto um novo algoritmo para calcular a orientação das linhas da impressão digital; para a comparação adotou-se a transformada de *Hough*. A estrutura utilizada foi um processador DSP, um FPGA (*Field Programmable Gate Array*), um microcomputador para poder ser aplicado em sistemas de segurança, por exemplo, para fazer a identificação de um indivíduo e abrir a porta para dar acesso a determinado lugar além da autenticação pessoal de *e-commerce*, etc.

No artigo de Maio e Maltoni (1998) foi empregada uma rede neural para a classificação das minúcias. A estrutura da rede neural é um perceptron de 3 camadas, sendo a camada de entrada com dois grupos de 26 neurônios, a camada intermediária com 10 neurônios e a camada de saída com 2 neurônios. A saída pode ser (1,0), (0,1) e (0,0), representando final de linha, bifurcação e nenhuma minúcia respectivamente. Amostras de minúcias são passadas para o treinamento da rede, possuindo cada amostra 217 *pixels*. O algoritmo de treinamento foi o *backpropagation* com 6000 iterações. A rede aprendeu e conseguiu detectar as minúcias verdadeiras e algumas minúcias falsas (MAIO and MALTONI, 1998).

Na dissertação de Costa (2001) são abordadas as etapas de classificação e identificação de impressões digitais. Todas as fases para o reconhecimento são mencionadas, mostrando comparações entre algumas metodologias, como, por exemplo, alguns filtros para eliminação de ruídos, alguns métodos para calcular a orientação das minúcias e o método *Crossing Number* para extração das minúcias. Para a comparação das minúcias foram utilizadas apenas as localizações (coordenadas x,y) das minúcias e os tipos (bifurcação ou final de linha), não levando em consideração a orientação. Foi implementado um *software* que permite que o usuário aplique técnicas de filtragem, classificação e verificação das minúcias com uma interface gráfica que facilita sua utilização. Foi explicada na dissertação que poderia ser otimizada a etapa de pré-processamento, pois ela estava consumindo muito tempo.

Nos artigos citados, neste capítulo, foram explanadas as metodologias utilizadas, tanto de métodos de inteligência artificial, métodos estatísticos e matemáticos quanto as técnicas de processamento de imagens. Com base neste estudo, propôs-se quais técnicas utilizar.

3 METODOLOGIA UTILIZADA

A execução do trabalho envolveu as etapas de pré-processamento das imagens, segmentação, afinamento, extração de características, pós-processamento e identificação das impressões digitais. A figura 11 apresenta a ordem de aplicação dos métodos utilizados neste trabalho: da esquerda para direita.

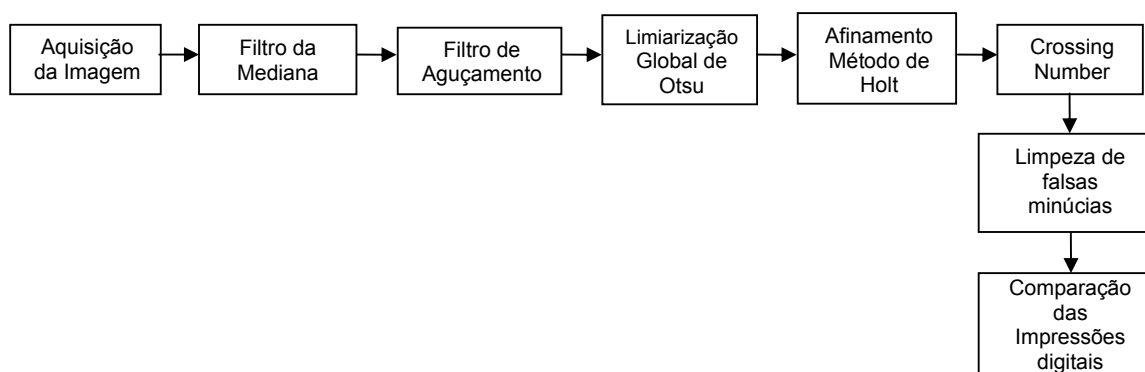


Figura 12 - Arquitetura do sistema de reconhecimento de impressões digitais, métodos utilizados.

A aquisição das imagens em sistemas de reconhecimento de impressões digitais normalmente é adquirida por sensores. Neste trabalho foram utilizadas imagens já digitalizadas por sensores e impressões digitais que foram adquiridas por uma tinta específica impressa pela pessoa em um papel e em seguida digitalizada por um *scanner* comum.

Na etapa de pré-processamento das imagens, foi utilizado um filtro passa-baixas estatístico, o filtro da mediana (seção 3.2), para eliminar os possíveis ruídos que podem estar na imagem. Logo em seguida, ainda na fase de pré-processamento (seção 3.3), foi utilizado um filtro de aguçamento para melhorar o contraste da imagem. Na segmentação das imagens (seção 3.4) foi utilizada a limiarização global de Otsu (1979). Após a binarização da imagem foi aplicada a técnica de afinamento de Holt *et al.* (1987). Para a extração de características, ou seja, para encontrar as minúcias, foi utilizado o método *Crossing Number* (CN). O resultado da extração de minúcias sempre retorna falsas minúcias nas imagens de impressão digital, em razão de ruídos ou falhas na limiarização (junção das cristas,

borrões) e, conseqüentemente, quando afinada a imagem sofre estas degradações ou deformidades, sendo necessário utilizar técnicas de pós-processamento, para eliminar as falsas minúcias. Depois do pós-processamento o próximo passo é a identificação das impressões digitais, que consiste em comparar a impressão digital a ser identificada com uma base de dados onde estão armazenadas diversas impressões digitais. Para fazer a comparação das impressões digitais foi proposto um método de comparação que será apresentado na seção 3.8.

O sistema foi implementado na linguagem de programação C++. Foi utilizado o ambiente integrado de desenvolvimento (*IDE - Integrated Development Environment*) *Borland C++ Builder 6*. Para criar a base de dados, foi utilizado o *Interbase 6.0*, *IBConsole 1.0.0.315* como interface para fazer a conexão do banco de dados.

3.1 Imagens Utilizadas

As imagens de impressões utilizadas neste trabalho foram adquiridas na Internet (FINGERSEC, 1999), sendo três bases de dados distintas, cada uma contendo imagens digitalizadas por diferentes *scanners*, dentre as quais, foram selecionadas 80 imagens de impressões digitais e foi formado um banco de dados para armazená-las.

As tabelas 2, 3 e 4 apresentam os *scanners* utilizados para digitalizar as imagens de teste do sistema desenvolvido.


DigitalPersona U.are.U 2000		
O U.are.U 2000 <i>scanner</i> de impressão digital é um sensor compacto para capturar a impressão digital e para comunicação da imagem da digital para o PC via interface USB.		
	Fabricante:	DigitalPersona, Inc.
	Conexão:	USB.
	Resolução:	500 dpi
	Tamanho:	54 x 65 x 27 mm
	Área de captura da imagem:	13 x 18 mm
	Temperatura de Operação:	+5°C..+35°C
	Sistema Operacional:	MS Windows

Tabela 2 - *Scanner* de impressão digital U.are.U 2000, utilizado para digitalizar as imagens de impressões digitais utilizadas.


DigitalPersona U.are.U 4000		
O U.are.U 4000 é um sensor de impressão digital que se conecta com o PC via interface USB.		
	Fabricante:	DigitalPersona, Inc.
	Conexão:	USB.
	Resolução:	512 dpi
	Tamanho:	79 x 49 x 19 mm
	Área de captura da imagem:	14.6 x 18.1 mm
	Temperatura de Operação:	+5°C..+35°C
	Sistema Operacional:	MS Windows

Tabela 3 - Sensor de impressão digital U.are.U 4000, cuja função é digitalizar as imagens de impressões digitais utilizadas.


Fujitsu MBF200		
	Fabricante:	Tacoma Technology Inc. e Fujitsu Microelectronics America, Inc.
	Conexão:	USB.
	Resolução:	500 dpi
	Tamanho:	60 x 40 x 15 mm
	Área de captura da imagem:	12.8 x 15 mm
	Sistema Operacional:	MS Windows, Linux

Tabela 4 - *Scanner* de impressão digital Fujitsu MBF200, empregado para digitalizar as imagens de impressões digitais utilizadas.

3.2 Filtro para Suavizar Ruídos

Após a aquisição das imagens, é comum aparecer imagens com degradações ou deformidades, imperfeições estas chamadas de ruído. Os ruídos podem ser do tipo impulsivo ou sal-pimenta. Para melhorar os aspectos visuais das imagens é necessário aplicar técnicas de processamento de imagens, as quais fazem parte da etapa do pré-processamento. Faz-se necessária a suavização do ruído em uma imagem de impressão digital, pois estes ruídos podem afetar a identificação, e as degradações podem atrapalhar a extração de características de na imagem, podendo acrescentar falsas minúcias ou eliminar algum ponto na imagem que pode ser uma característica importante.

Para a realização da tarefa foi utilizado o filtro passa-baixas estatístico da mediana, para atenuar os ruídos. Este filtro é muito bom para suavizar ruídos impulsivos do tipo sal pimenta e por não afetar a borda da imagem tanto quanto outros filtros existentes, como por exemplo, os filtros da média, da moda, entre outros, que deixam a imagem borrada porque suavizam excessivamente as bordas da imagem. O filtro da mediana foi escolhido por obter resultados muito eficientes na suavização de ruídos sem afetar detalhes da imagem e também por não possuir um custo computacional elevado.

O filtro tem a função de percorrer toda imagem, *pixel a pixel*, analisando cada *pixel* percorrido de sua vizinhança, normalmente, uma região 3 x 3. Os nove pixels contidos na vizinhança são ordenados, de forma crescente; e o elemento mediano substitui o *pixel* percorrido na matriz, ou seja, no caso a vizinhança ser 3 x 3, o 5º elemento é o mediano, que passa a ser o novo valor do *pixel* analisado da matriz. Estes passos são repetidos até o último *pixel* da imagem. Com isso, todos *pixels* serão substituídos pelo elemento mediano de sua vizinhança 3 x 3.

No algoritmo do filtro da mediana, em que se ordena os elementos da vizinhança para obter o elemento mediano, foi utilizado o algoritmo *quicksort* (ordenação rápida), que é um algoritmo cujo pior tempo de execução é $\Theta(n^2)$ sobre um arranjo de entrada de n números. Apesar deste tempo de execução, no pior caso, o *quicksort* com frequência é a melhor opção prática para ordenação, devido a sua notável eficiência na média: seu tempo esperado é $\Theta(n \log n)$ (CORMEN *et al.*, 2002). O *quicksort* já existe como uma função pronta da linguagem, sendo, assim, prático, por não ter que implementar esta função.

A figura 13 apresenta um exemplo da aplicação do filtro da mediana, sendo (a) imagem original (após sua aquisição e digitalização), (b) imagem a qual se adicionou 5% de ruído randômico (sal-pimenta) e (c) imagem resultante do filtro da mediana 3x3.



Figura 13 - Exemplo da aplicação do Filtro da Mediana; (a) Imagem original, (b) Imagem a qual se adicionou 5% de ruído (sal-pimenta), (c) Imagem Resultante da filtragem.

3.3 Filtro para Realce do Contraste

O contraste é um ponto importante em uma imagem, o qual, se ajustado, além de melhorar os aspectos visuais, deixa os níveis de cinza melhor distribuídos, melhorando a nitidez da imagem. O filtro de aguçamento serve para realçar em uma imagem detalhes que tenham sido borrados (GONZALEZ e WOODS, 2003).

Após alguns experimentos, foi observado que, aplicando-se uma máscara 5 x 5, como representado na figura 14 ocorre um aumento de contraste aumentando a nitidez da imagem, facilitando o processo de binarização, pois a imagem adquirida pode apresentar algumas degradações, devido a borrões (junções nas linhas datilares) causados possivelmente por excesso de pressão do dedo no *scanner*.

$$\frac{1}{3} \times$$

-1	-1	-1	-1	-1
-1	2	2	2	-1
-1	2	3	2	-1
-1	2	2	2	-1
-1	-1	-1	-1	-1

Figura 14 - Máscara 5 x 5 usada para filtragem espacial de aguçamento.

Os coeficientes da máscara foram obtidos baseando-se em filtros de aguçamento conforme descrito em GONZALEZ e WOODS (2003). Um filtro passa-altas de alto reforço possui valores negativos (geralmente o valor -1) em sua extremidade e valores positivos no centro. Notou-se que ao invés de utilizar um filtro 3x3 de alto reforço, mas um filtro 5x5 o grau de nitidez é aumentado. Sendo as extremidades da máscara preenchida com valores negativos (-1) e a vizinhança do elemento central da máscara com valores positivos (2), nota-se que a soma dos valores negativos e positivos se anulam, pois os valores são -16 e 16, e o valor central da máscara é o que determina o grau de alto reforço, quanto menor o valor maior é reforçado os detalhes na imagem.

As figuras 15 e 16 mostram a imagem original e o resultado após a aplicação do filtro de aguçamento.



Figura 15 - Imagem filtrada (mediana 3x3)



Figura 16 - Imagem após o filtro de aguçamento

O filtro de aguçamento é importante, pois ajuda na limiarização posterior da imagem, ao separar as linhas das impressões digitais, evitando borrões.

A figura 17 apresenta uma imagem limiarizada sem o filtro de contraste e a e uma imagem limiarizada (método global limiar = 128), à qual, porém aplicou-se antes o filtro de contraste.



(a)



(b)

Figura 17 - (a) Imagem Binarizada sem o filtro de Contraste e (b) imagem Binarizada com o filtro de contraste

3.4 Limiarização

Há que se converter a imagem em escala de cinza para a imagem binária, pois as próximas etapas do reconhecimento de impressão digital são técnicas aplicadas em imagens com apenas dois tons de cinza, preto e branco.

Após alguns experimentos de limiarização, utilizando-se binarização adaptativa local (método de Bernsen (1986), método de Niblack (1986)), binarização global simples (com limiar 128, escolhido empiricamente) e método de Otsu (1979), optou-se pela limiarização global de Otsu (1979), pois foi o método que propiciou os melhores resultados entre os testados. Notou-se que os resultados das limiarizações feitas com os métodos locais, os ruídos se tornam objetos, ou seja, os ruídos ficam pretos confundindo-se com as linhas da impressão digital, pelo fato da imagem original ter grandes variações de níveis de cinza no fundo. Desta maneira decidiu-se pela limiarização global. A figura 18 apresenta o resultado da limiarização global por Otsu.

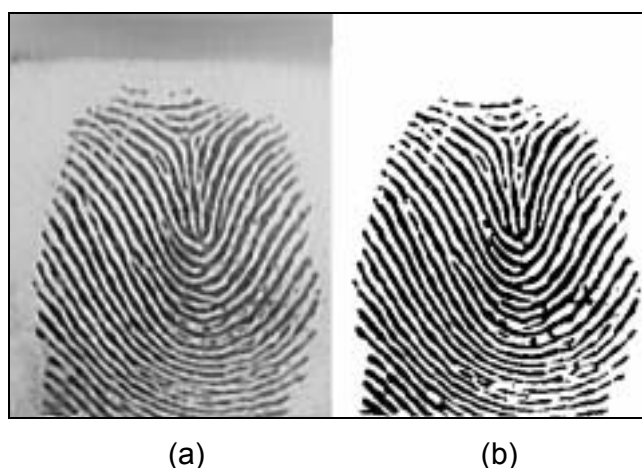


Figura 18 – (a) Imagem resultante do filtro de aguçamento e (b) Resultado da limiarização global de Otsu.

3.5 Afinamento

O afinamento é uma etapa necessária para extração de minúcias nas impressões digitais. A imagem afinada com apenas um *pixel* de espessura facilita a

busca das minúcias. Normalmente os métodos de extração de minúcias destinam-se a imagens afinadas. O método escolhido para o afinamento foi o método de Holt *et al.* (1987), pois foi o que apresentou menos degradações nas linhas datilares da impressão digital quando comparado a alguns métodos testados (Zhang e Suen (1984), Stentiford (1983)). O método de Holt remove todo formato de serrilhamento, da imagem afinada.

No afinamento é importante verificar se são geradas muitas falhas nas linhas datilares, pois estas falhas se tornarão falsas minúcias após a detecção. As falhas podem acontecer se uma imagem estiver borrada (quando ocorrem junções nas linhas datilares devido excesso de pressão do dedo no sensor), podendo perder algumas características da imagem.

A figura 19 apresenta o resultado do afinamento com a utilização do método de Holt.

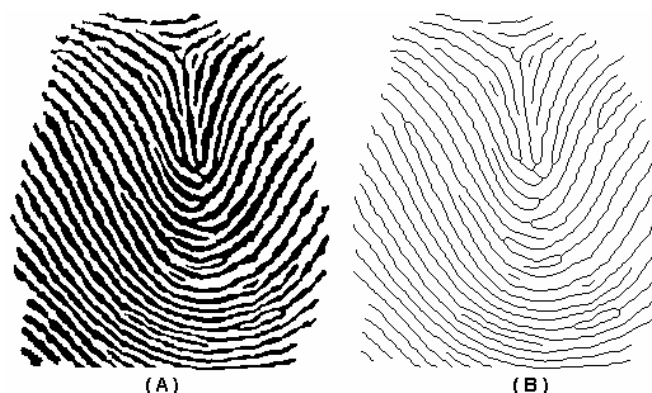


Figura 19 – (a) Imagem Limiarizada, (b) Resultado do método de afinamento de Holt.

3.6 Extração das Minúcias

Foi utilizado o algoritmo *Crossing Number* para a detecção de minúcias devido a facilidade de implementação e por não ter uma complexidade computacional elevada (utiliza-se apenas soma, subtração e multiplicação) e também pelo tempo de processamento que é muito baixo. Neste algoritmo (CN) foi acrescentado um procedimento chamado delimitação (descrito no capítulo 4.5) que foi desenvolvido para encontrar as minúcias mais internas, ignorando as

extremidades da impressão digital, diminuindo-se assim, a detecção de falsas minúcias.

A figura 20 apresenta o resultado da extração de minúcias, sendo (a) imagem original e (b) imagem resultante do algoritmo CN. A imagem original possui borrões e as linhas datilares apresentam diferentes intensidades, desta forma as verdadeiras minúcias foram detectadas, mas detectaram-se também muitas falsas minúcias. Estas podem ser eliminadas com um algoritmo de pós-processamento. Para melhor visualização, as cristas finais estão circuladas com a cor azul e as bifurcações circuladas com a cor vermelha.

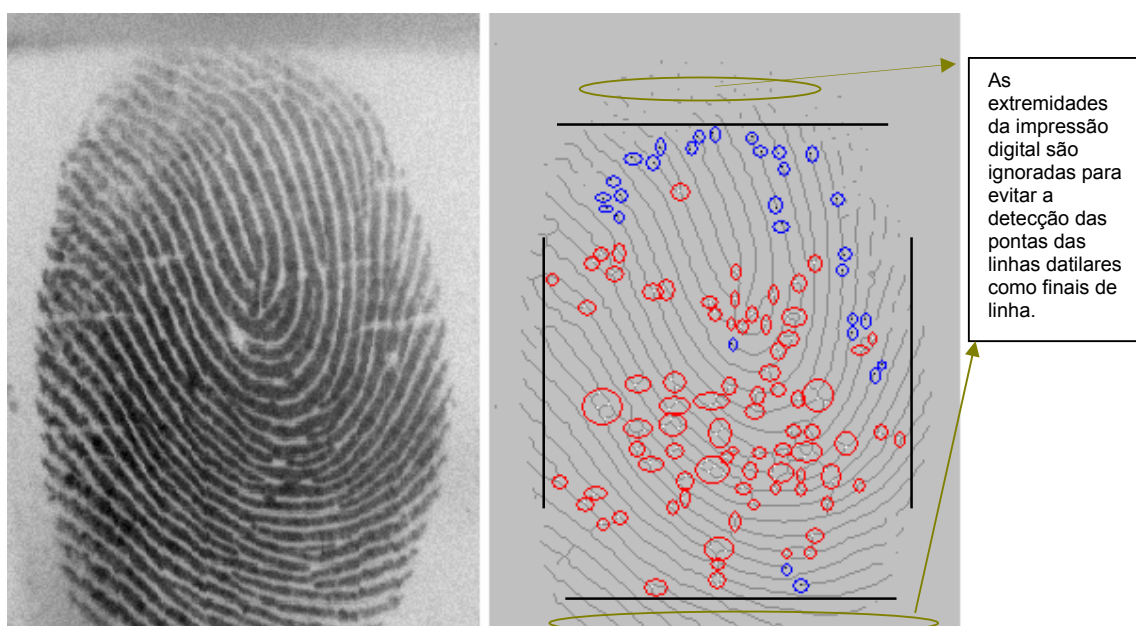


Figura 20 – (a) Imagem original e (b) Imagem resultante do algoritmo CN com as minúcias detectadas, círculos azuis = final de linha e círculos vermelhos = bifurcações.

3.7 Pós-Processamento

Faz-se necessário utilizar o pós-processamento em um sistema de reconhecimento de impressões digitais para eliminar as falsas minúcias causadas por degradações na imagem. Normalmente, a etapa de pós-processamento faz uma

limpeza no esqueleto da imagem, eliminando os “pés de galinha” e os pixels na imagem afinada que podem gerar falsas minúcias. O método utilizado não remove *pixels* no esqueleto da imagem, mas limpa as falsas minúcias detectadas, ou seja, as falsas minúcias detectadas são desmarcadas.

Foi utilizado um algoritmo de pós-processamento proposto por TICO e KUOSMANEN (2000). O algoritmo analisa a vizinhança de cada candidato à minúcia para decidir qual é falsa ou não.

Em razão de validar um candidato a minúcia (pontos detectados como minúcia serão analisados para averiguar se são verdadeiros), o algoritmo foi utilizado da seguinte forma: após a extração das minúcias pela técnica do *Crossing Number* (CN) são feitos testes de validação em cada candidata à minúcia, o qual foi marcado anteriormente pelo algoritmo CN, sendo os pontos pretos candidatos a cristas finais e pontos brancos candidatos a cristas bifurcadas. Os passos do algoritmo são:

Para cada candidato a minúcia (crista final e crista bifurcada):

1. Criar e iniciar com 0 uma máscara M de tamanho 23x23. Cada *pixel* de M corresponde a um *pixel* da imagem afinada que está localizada na vizinhança 23x23, sendo o ponto central o candidato à minúcia.
2. Rotular com -1 o *pixel* central de M (figura 21a, 22a). Este é o *pixel* correspondente ao candidato à minúcia na imagem afinada.
3. Se a minúcia candidata é uma crista final (minúcia marcada de preto):
 - (a) Rotular com 1 todos os *pixels* na máscara M que correspondem aos *pixels* conectados ao candidato crista final (figura 21b).
 - (b) Contar o número de transições de 0 para 1 (T_{01}) encontradas ao se fazer uma volta completa no sentido horário nas bordas da máscara M (figura 21c).
 - (c) Se $T_{01} = 1$, então validar o candidato como uma crista final verdadeira.
4. Se a minúcia candidata for uma crista bifurcada (minúcia marcada de branco), então:

- (a) Fazer uma volta completa no sentido horário pela vizinhança 8 ao candidato à crista bifurcada, e rotular com 1, 2, 3, respectivamente, os três componentes conexos (no formato de Y) encontrado nesta volta (figura 22b).
- (b) Para cada *pixel* rotulado com o valor 1, devem-se procurar seus componentes conexos dentro de M, ou seja, os pontos pretos que formam as linhas datilares, fazer a rotulação com 1 até o final de M ou até encontrar outro valor de rótulo. O mesmo deve ser feito para o rótulo 2, rotulando os seus componentes conexos com o valor 2 (os componentes conexos que não esteja rotulado com outros valores diferentes de 2). O mesmo deve ser feito com o rótulo 3, rotulando os seus componentes conexos com o valor 3, conforme exemplificado na figura 22 (c), (d) e (e).
- (c) Contar o número de transições de 0 para 1, de 0 para 2, de 0 para 3, encontradas quando feita uma volta completa no sentido horário da máscara M. O número de transições T_{01} , T_{02} , T_{03} estão apresentados na figura 22 (f).
- (d) Se $T_{01} = 1$ e $T_{02} = 1$ e $T_{03} = 1$, então validar a minúcia candidata como uma verdadeira crista bifurcada.

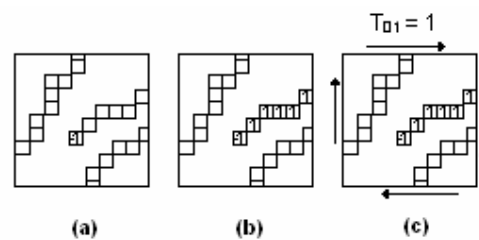


Figura 21 - Exemplo da validação de uma minúcia crista final. A figura mostra a mudança na máscara M após os diferentes passos do algoritmo, representado em (a), (b) e (c).

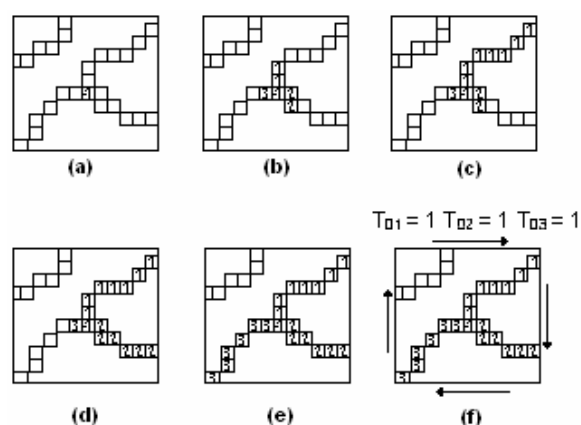


Figura 22 - Exemplo da validação de uma minúcia de tipo bifurcação. A figura mostra a mudança na máscara M após os diferentes passos do algoritmo representados em (a), (b), (c), (d) e (e).

A figura 23 mostra um exemplo do cancelamento de falsas minúcias: (a) buraco (*hole*); (b) espigada (*spike*).

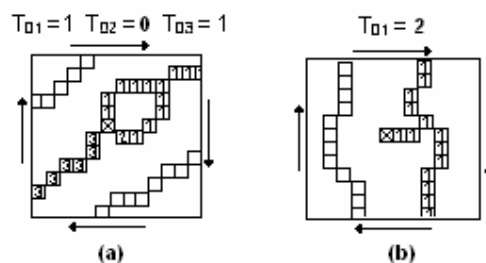


Figura 23 - Cancelamento das falsas minúcias do tipo buraco (a) e espigada (b).

A figura 24 mostra um exemplo de uma imagem de impressão digital pós-processada. Após a limpeza de falsas minúcias diminuiu consideravelmente o número de minúcias; menos de 20% das minúcias permaneceram.

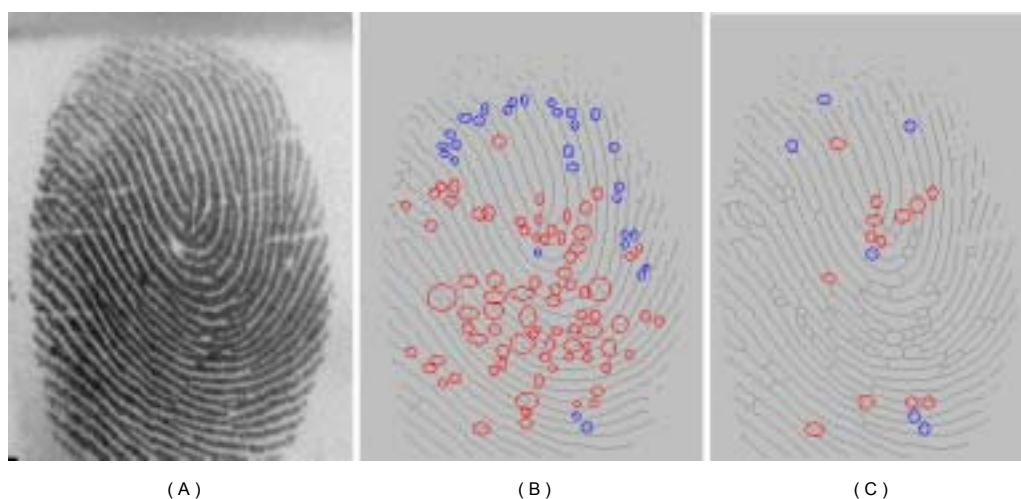


Figura 24 – (a) Imagem Original, (b) imagem após o algoritmo CN e (c) imagem após o pós-processamento.

Uma dificuldade em utilizar este algoritmo foi descobrir um tamanho ideal para a janela de validação de minúcias. No trabalho de TICO e KUOSMANEN (2000) não consta um tamanho específico, apenas consta uma dimensão $W \times W$. Após alguns testes verificou-se que um tamanho razoável para a máscara de validação de minúcias para os tipos de imagens utilizadas é de 23×23 , dimensão esta encontrada empiricamente.

3.8 Reconhecimento da Impressão Digital

Na fase de reconhecimento da impressão digital foram encontrados problemas como a translação e rotação das imagens. Faz-se necessário tratar estes problemas, visto que é complicado comparar uma imagem que esteja transladada ou rotacionada com outra que não esteja.

Para o reconhecimento da impressão digital é utilizada a comparação de minúcias da imagem a ser identificada com as que estão na base de dados.

Foi proposto um método para tratar a translação feita durante a captura da imagem. O algoritmo utiliza a distância euclidiana para encontrar as minúcias de uma impressão digital que está sendo identificada em uma outra imagem. Por fim,

quando todas minúcias de uma imagem foram encontradas, é calculado o somatório das distâncias euclidianas das minúcias elevadas ao quadrado, e o valor resultante é comparado com um limiar (detalhado no capítulo 4.7), e se for menor ou igual ao limiar (o valor 290) a impressão digital é considerada como identificada. Neste trabalho é tratado apenas o problema da translação.

Para fazer o reconhecimento de uma impressão digital com outra armazenada em um banco de dados foi adotada a seguinte técnica: Encontrar uma minúcia na imagem que será comparada e verificar, na mesma região (vizinhança 20x20 da coordenada x,y da minúcia) da outra imagem as minúcias que são semelhantes (do mesmo tipo). Aquela que possuir a menor distância euclidiana dentro desta região estipulada será considerada como uma minúcia verdadeira. Isso é repetido até que se examine a ultima minúcia da imagem que esta sendo verificada.

Para encontrar uma minúcia correspondente de uma imagem A em uma imagem B com menor distância, percorre-se a imagem B em uma vizinhança limitada de 20x20 a partir da coordenada (x,y) da minúcia encontrada na imagem A. Nesta vizinhança é procurada a minúcia com característica igual à da imagem A, inicialmente apenas o tipo (ponto final ou uma bifurcação).

A dimensão da vizinhança está relacionada a um limite de translação máxima identificada. Foi analisada a imagem gerada pelo sensor e verificou-se o tamanho médio dos dedos contidos na base de dados e a quantidade de pixels que a impressão digital capturada pode ser translada para a esquerda, direita, acima e abaixo, pois a impressão digital não preenche todo espaço da imagem gerada. A partir desta análise decidiu-se usar uma vizinhança de 20x20 para procurar uma minúcia, pois ela pode estar transladada 10 pixels para a direita ou para a esquerda ou para cima ou abaixo.

Dados os *pixels* x e y de coordenadas (A_x, A_y) e (B_x, B_y), respectivamente, define-se a distância euclidiana como apresentada na equação 12:

$$De_{(x,y)} = \sqrt{(A_x - B_x)^2 + (A_y - B_y)^2} \quad (12)$$

Considere a imagem A como a imagem a ser identificada e a imagem B como a imagem que está no banco de dados. O algoritmo de comparação funciona da seguinte forma:

1. Em cada imagem contabilizar a quantidade de minúcias existentes, (quantidade de finais de linha + quantidade de bifurcações);
2. Percorrer a imagem A; ao encontrar uma minúcia, identificar seu tipo e coordenada (x,y), em seguida percorrer a imagem B numa vizinhança 20 x 20 da coordenada identificada em A, encontrando todas minúcias do mesmo tipo nesta vizinhança e selecionar a minúcia correspondente de menor distância (utilizar cálculo da distância euclidiana, equação 12), e esta minúcia selecionada é considerada como encontrada. Repetir este passo até percorrer toda imagem A, somando todas distâncias euclidianas encontradas elevadas ao quadrado (equação 13). Caso não seja encontrada nenhuma minúcia correspondente na vizinhança, fazer o seguinte cálculo: $De = \sqrt{(MAXVIZ)^2 + (MAXVIZ)^2}$, onde MAXVIZ é a quantidade máxima de *pixels* que pode ser transladada na determinada vizinhança, ou seja, MAXVIZ = 10. Elevar o resultado deste cálculo ao quadrado e adicioná-lo na somatória das distâncias euclidianas.
3. Verificar a quantidade total de minúcias (finais de linha + bifurcações) das imagens A e B e calcular a porcentagem de quantidade de minúcias encontradas da imagem A em B.
4. Dividir o resultado do somatório das distâncias euclidianas (elevadas ao quadrado) pelo total de minúcias da imagem A, caso o valor seja igual ou menor ao limiar, a impressão digital A é considerada semelhante a impressão digital B, ou seja, a impressão digital A foi identificada. Pode-se verificar também se a porcentagem de minúcias encontradas atingiu mais que 80%, considerando-se assim, a imagem A semelhante à comparada.

No passo 2 do algoritmo descrito, é calculado o somatório das distâncias das minúcias encontradas, e quando não é encontrada uma minúcia na determinada vizinhança é feito o cálculo da distância euclidiana, sendo que é utilizado $(MAXVIZ)^2 + (MAXVIZ)^2$, sendo $MAXVIZ = 10$, representando a mais distante coordenada da minúcia da imagem que está sendo comparada, para que, dessa forma, fazendo-se a somatória das distâncias euclidianas (menores distâncias quando encontrada a minúcia e maiores quando não encontrada), as imagens diferentes tenham um valor do somatório bem elevado. A imagem que possuir um menor valor do somatório será a impressão digital que mais se aproxima da original.

A equação 13 é representa o somatório das distâncias euclidianas elevadas ao quadrado.

$$SD_{(A,B)} = \sum_{i=0}^n (i)^2 \quad (13)$$

Sendo $SD_{(A,B)}$ o resultado obtido através do somatório das distâncias euclidianas elevadas ao quadrado das minúcias encontradas entre as imagens A e B; e $(i)^2 = De(x,y)$, ou seja, é a distância euclidiana da minúcia da imagem A encontrada na imagem B.

A figura 25 apresenta um exemplo da situação em que é procurada uma minúcia que está na imagem a ser identificada (a), e uma imagem que está armazenada em um banco de dados (b). A minúcia circulada em branco na imagem (b) é a minúcia correspondente da imagem (a), ou seja, foi encontrada a minúcia que está sendo comparada. As circuladas em vermelho são minúcias do mesmo tipo, mas com distâncias maiores que a minúcia circulada em branco, e por isso, estas não são consideradas como a mesma minúcia da imagem (a).

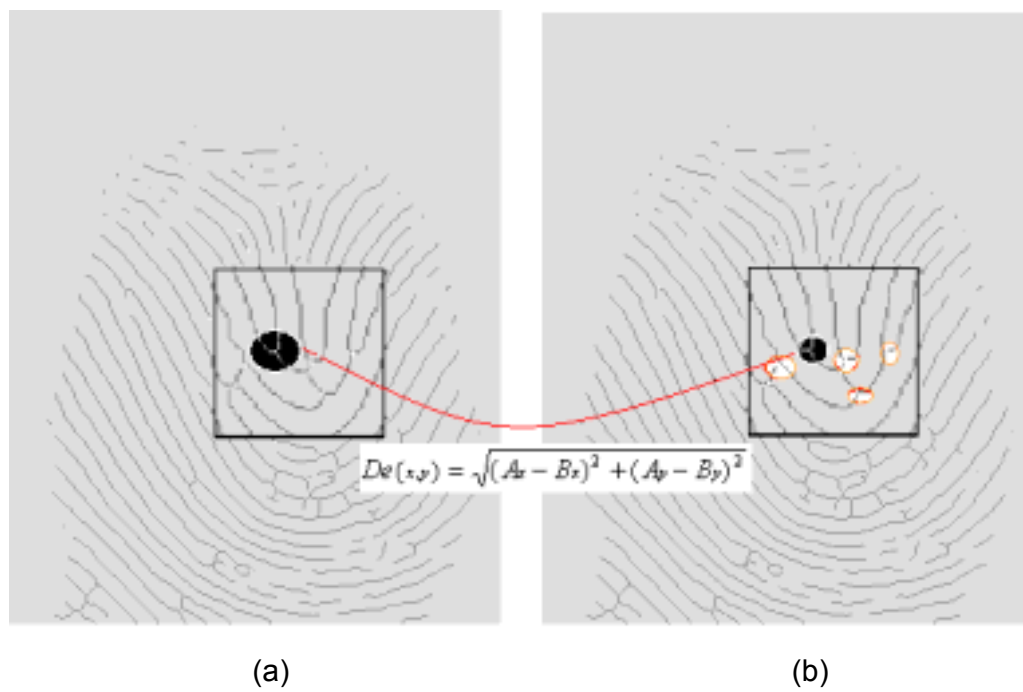


Figura 25 - Exemplo de quando é encontrada uma minúcia (mesmo tipo) com menor distância.

4 RESULTADOS

As técnicas foram escolhidas de acordo com a qualidade dos resultados apresentados. Estas técnicas foram testadas em diversas imagens de impressões digitais. As técnicas utilizadas (apresentadas no capítulo 3) são satisfatórias e não necessitam de um custo computacional muito elevado.

O computador utilizado para os testes foi um Pentium 4 de 2.5 GHz com 256 Mb de memória RAM.

4.1 Suavização de Ruídos

Entre os filtros testados (média, gaussiano e mediana), o filtro adotado foi o da mediana, pois demonstrou melhores resultados na suavização de ruídos.

O filtro da média apresentou o menor tempo de processamento. Para medir o tempo de processamento foi utilizada a função *clock* da linguagem C++. Esta função pode ser utilizada para determinar o intervalo de tempo entre dois eventos. Esta função retorna o tempo decorrido do processador desde a chamada de um procedimento.

A tabela 5 mostra os filtros e o tempo de processamento em segundos. Para verificar o tempo de processamento de cada filtro foi executado apenas o procedimento do filtro, ou seja, nenhum outro programa estava competindo pelo processador.

Filtro	Tempo de Processamento em Segundos
Média	0.02
Mediana	0.03
Gaussiano	0.09

Tabela 5 – Tempo de processamento das técnicas testadas.

A figura 26 (a) mostra uma imagem que possui ruído uniforme (o ruído foi adicionado pelo *software Paint Shop Pro 4*). A figura 26 (b), (c) e (d) são os

resultados obtidos através da suavização pelo filtro da média, filtro gaussiano e filtro da mediana, respectivamente.

A figura 27 (a) apresenta uma imagem com ruído impulsivo do tipo sal-pimenta de forma randômica (o ruído foi adicionado pelo *software Paint Shop Pro 4*). As figuras 27 (b), (c) e (d) mostram os resultados obtidos com o filtro da média, filtro gaussiano e o filtro da mediana, respectivamente.

O filtro gaussiano apresentou um melhor resultado de suavização em imagens com ruído uniforme. O filtro da mediana mostrou-se eficiente nos dois tipos de ruídos. O filtro da média não se mostrou eficiente na suavização dos ruídos, deixando a imagem com aparência de borrada. O filtro da média causou junções nas linhas datilares, o que prejudica as próximas etapas, como a limiarização e o afinamento.

Foi armazenada uma imagem no banco de dados e foi adicionado ruído impulsivo em uma outra imagem semelhante a impressão digital armazenada. Foram feitos testes utilizando-se os três filtros (o da média, o da mediana e o gaussiano) e ao comparar-se com a imagem armazenada (sem ruído) a imagem filtrada com o filtro da mediana obteve 100% de semelhança na identificação (comparando-se as minúcias), a imagem filtrada pela média obteve 55% de semelhança e a imagem suavizada com o filtro Gaussiano obteve 98% de semelhança. A imagem suavizada com o filtro da média ao chegar à etapa de limiarização foi afetada por alguns borrões, e ao passar pelo afinamento foram geradas falsas minúcias, o que prejudicou a identificação da imagem.



Figura 26 - (a) – Imagem com ruído uniforme, (b) resultado do filtro da média 3 x 3, (c) resultado do filtro Gaussiano, (d) resultado do filtro da mediana 3x3.

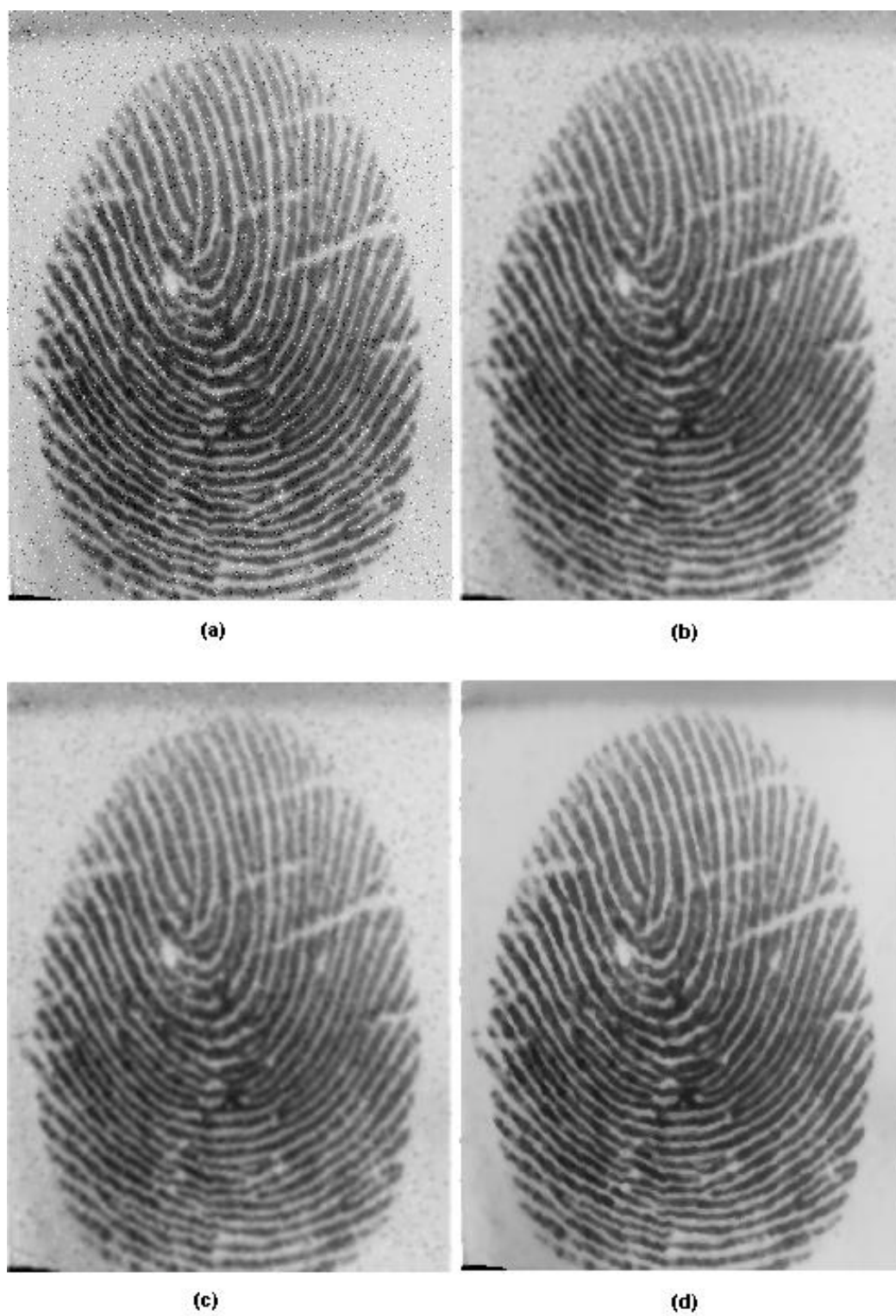


Figura 27 - (a) – Imagem com ruído sal-pimenta, (b) resultado do filtro da média 3x3, (c) resultado do filtro Gaussiano, (d) resultado do filtro da mediana 3x3.

4.2 Contraste

O filtro de aguçamento utilizado melhora o aspecto visual da imagem (a nitidez), ajudando nas próximas etapas. Este filtro de aguçamento consiste em convoluir a máscara apresentada na figura 14 por toda a imagem.

Foram feitos testes com outros filtros de contraste como os filtros *sharpen* e *unsharpen*. A máscara utilizada para o filtro de aguçamento obteve uma melhor qualidade mesmo quando foram aplicados os filtros *sharpen* e *unsharpen* duas vezes na imagem.

A figura 28 (a) é a imagem original, (b) resultado do filtro *sharpen* 3 x 3 com os valores: $\{-1, -1, -1, -1, 15, -1, -1, -1, -1\}$, (c) imagem em que se aplicou o filtro *sharpen* duas vezes, (d) resultado do filtro *unsharpen*, (e) imagem em que se aplicou o filtro *unsharpen* duas vezes e (f) o filtro de aguçamento adotado (figura 14).

Nota-se que o aspecto visual da imagem resultante do filtro adotado (figura 28 (f)) foi melhor que os outros filtros utilizados, melhorando a nitidez das linhas datilares da impressão digital. Aplicada uma vez a máscara sobre a imagem já se obtém um realce de contraste; caso se aplique mais vezes, a imagem será deformada com a presença de muitos ruídos, pois este filtro tem características capazes de reforçar as altas frequências por ser um filtro passa-altas.

A tabela 6 mostra os filtros testados e o tempo de processamento em segundos.

Filtro	Tempo de Processamento em Segundos
<i>Sharpen</i>	0.01
<i>Unsharpen</i>	0.03
Máscara 5 x 5, aguçamento	0.02

Tabela 6 – Técnicas testadas e seus respectivos tempos de processamento.

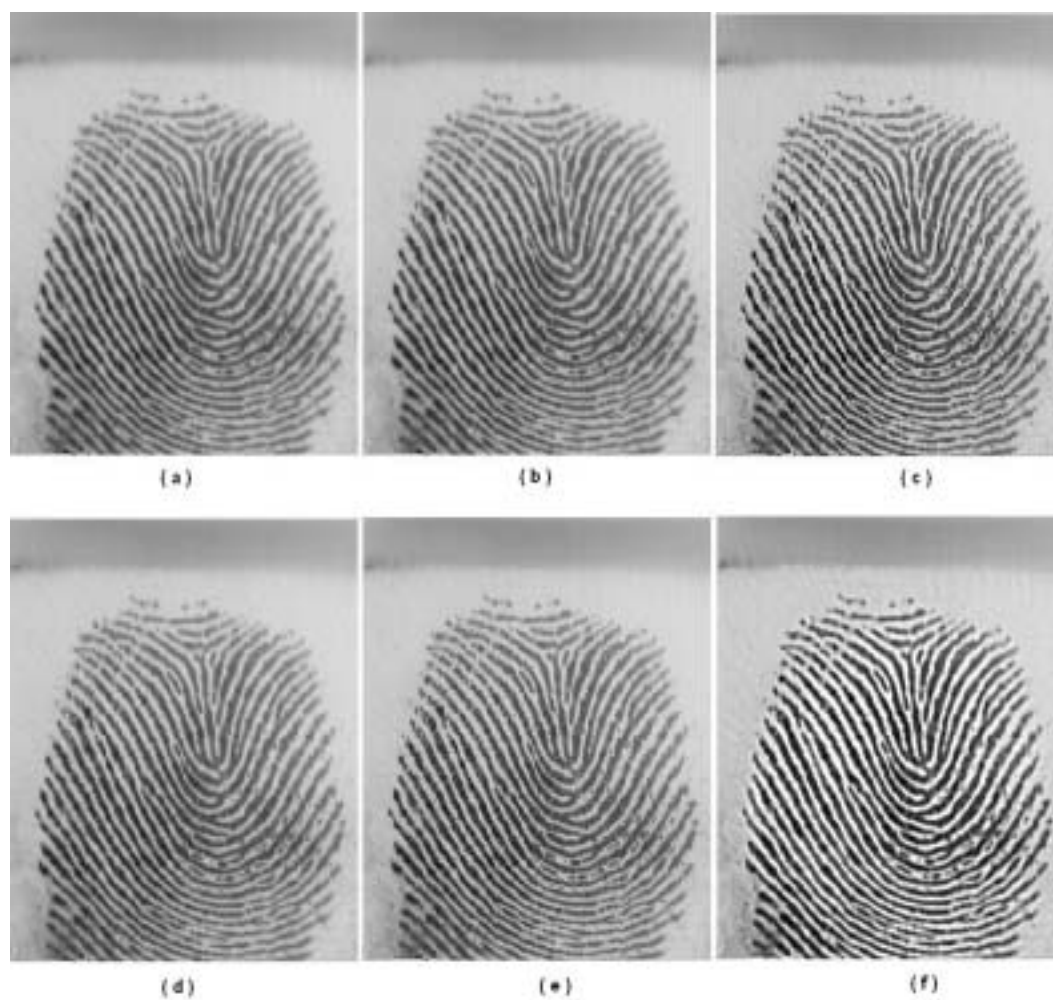


Figura 28 - (a) – Imagem Original, (b) resultado do filtro *sharpen*, (c) resultado do filtro *sharpen* aplicado 2 vezes, (d) resultado do filtro *unsharpen*, (e) resultado do filtro *unsharpen* aplicado 2 vezes, (f) Resultado do filtro de aguçamento adotado (máscara do filtro apresentada na figura 14).

Os três filtros testados permitem um resultado satisfatório na comparação das impressões digitais variando de 85% a 100% de acerto na identificação por minúcias com uma outra imagem da mesma impressão digital armazenada na base de dados, mas esta taxa de acerto acontece quando as imagens não estão muito borradas (por causa da pressão do dedo no sensor). Se a imagem tiver borrão ou um contraste muito baixo, o filtro que se destaca é o filtro adotado neste sistema, mantendo a taxa de acerto acima dos 85% quando a imagem não possui rotação e é

feito corretamente todas as etapas, desde o pré-processamento até a comparação das minúcias.

4.3 Limiarização

Foram realizados testes com limiarizações adaptativas locais e limiarização global. Os desempenhos das limiarizações locais testadas não foram satisfatórios. Estes métodos são eficientes para imagens com mais detalhes. Quando se possui uma imagem com objetos bem definidos, uma limiarização global pode ser eficiente. Quanto ao tempo de processamento, a limiarização global é mais rápida por ser feito apenas uma vez o cálculo para encontrar o limiar, sendo que para as limiarizações locais o cálculo é feito diversas vezes, sub-região por sub-região até ter percorrido toda imagem.

Foram testados os métodos locais de Bersen (1986) e Niblack (1986) e o método global de Otsu.

A figura 29 apresenta os resultados da limiarização local de Bersen.

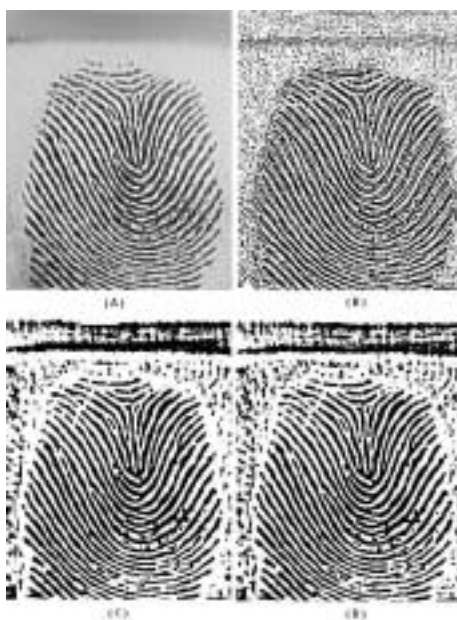


Figura 29 - (a) – Imagem Original, (b) Limiarização local de Bersen 3 x 3, (c) Bersen 5 x 5, (d) Bersen 7 x 7.

A figura 30 demonstra o resultado da limiarização local de Niblack.



Figura 30 - (a) – Imagem Original, (b) Limiarização local de Niblack 3 x 3, fator de ajuste 0, (c) Niblack 7 x 7, fator de ajuste 0, (d) Niblack 5 x 5 fator de ajuste 0.5.

Em razão do fundo das imagens possuir grandes variações na escala de cinza, ao aplicarem-se estes métodos locais (Bersen e Niblack), algumas regiões do fundo foram confundidas com objeto de interesse.

A figura 31 apresenta a imagem original, o resultado da limiarização global com limiar 130 (sem efetuar um cálculo para encontrar este limiar, para comparar com o tempo de processamento da limiarização de Otsu) e o resultado da limiarização global de Otsu.

Dentre todos os métodos testados o que sobressaiu foi o método global de Otsu, por não deixar a imagem borrada. O método de Otsu pode resultar um limiar diferente para cada imagem, devido ao cálculo que é feito, baseado no histograma da imagem.



Figura 31 - (a) – Imagem Original, (b) Limiarização global simples com limiar 130, (c) Limiarização global de Otsu.

A tabela 7 mostra as limiarizações testadas e o tempo de processamento em segundos.

Limiarização	Tempo de Processamento em Segundos
Local Bersen 3 x 3	0.07
Local Bersen 5 x 5	0.07
Local Bersen 7 x 7	0.07
Local Niblack 3 x 3 fator de ajuste = 0	0.07
Local Niblack 5 x 5 fator de ajuste = 0.5	0.07
Local Niblack 7 x 7 fator de ajuste = 0	0.08
Global Simples limiar = 130	0.01
Global de Otsu	0.02

Tabela 7 – Técnicas testadas e seu respectivo tempo de processamento.

As imagens limiarizadas por técnicas locais causam o aumento significativo de falsas minúcias, o que prejudica o processo de comparação; com isso acaba ocorrendo a falsa rejeição. A técnica adotada neste sistema foi a que sobressaiu nos testes, a limiarização global de Otsu.

4.4 Afinamento

Após a limiarização é necessário afinar a imagem para facilitar posteriormente a detecção de minúcias. Foram testados três métodos de afinamento; o Zang e Suen (1984), o Holt (1987) e o Stentiford (1983). Dentre os três, o que demonstrou melhores resultados foi o método de Holt. O método de Zang e Suen apresentou melhor resultado do que o método Stentiford. O método de Stentiford originou muitas falhas no afinamento, algumas partes da imagem perdeu a conectividade em seus *pixels*.

A figura 32 apresenta os resultados dos afinamentos, sendo a primeira uma imagem em cuja impressão digital foi utilizada tinta especial, recolhida em um papel e depois digitalizada por um *scanner*, a segunda uma impressão digital que se usou o método de Zang e Suen, a terceira foi aplicado o método de Holt e a última foi aplicado o método de Stentiford.



Figura 32 - (a) Original, (b) Afinamento de Zang e Suen, (c) Afinamento de Holt, (d) Afinamento de Stentiford.

Notou-se também que o afinamento de Zang e Suen deixou a imagem com uma aparência de serrilhamento nas linhas afinadas, a qual é removida pelas máscaras de Holt. O afinamento de Stentiford não é adequado para imagens de impressões digitais, pois posteriormente pode causar problemas, como as falsas minúcias, devido as falhas nas linhas datilares.

A figura 33 apresenta a imagem original (capturada por um sensor) limiarizada, imagem resultante do afinamento de Zang-Suen, afinamento de Holt e afinamento de Stentiford respectivamente. O afinamento de Holt apresenta as linhas datilares mais definidas.

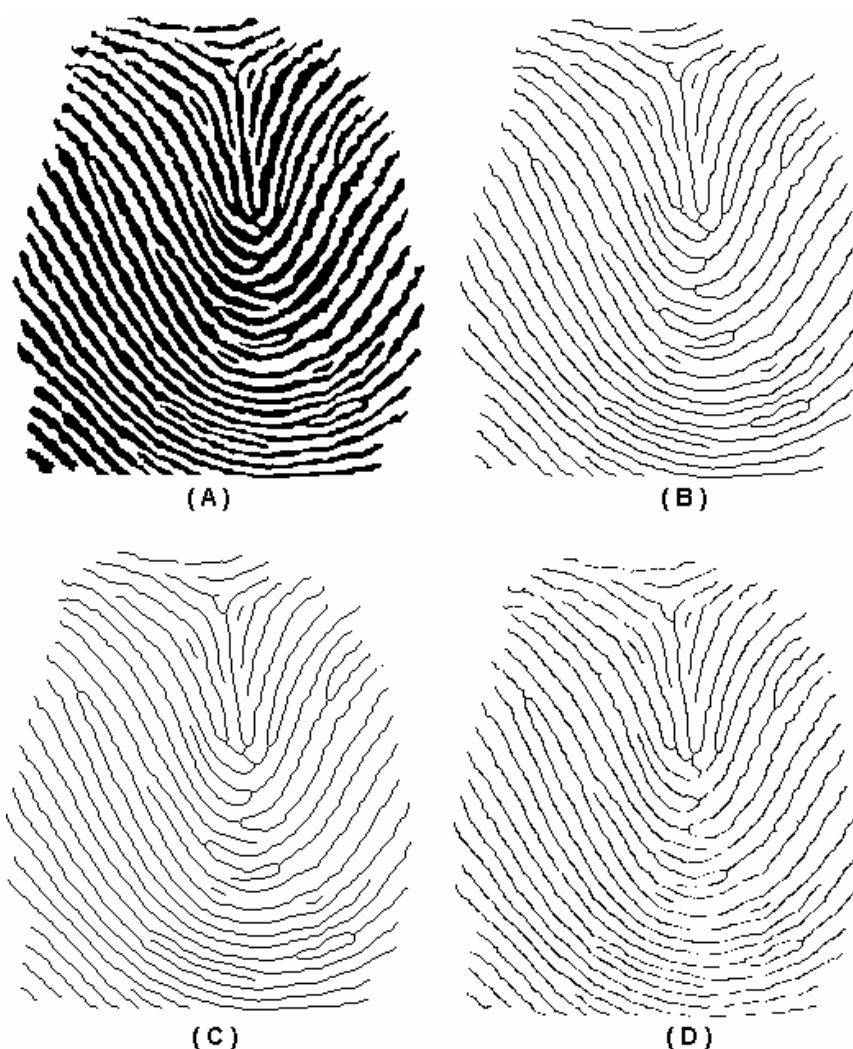


Figura 33 - (a) – Imagem Original Limiarizada, (b) Afinamento de Zang e Suen, (c) Afinamento de Holt, (d) Afinamento de Stentiford.

Fez-se a escolha do método de Holt em razão do resultado apresentado, que foi satisfatório, em relação aos outros métodos testados.

A tabela 8 apresenta os métodos de afinamento testados e o tempo de processamento de cada um.

Método de Afinamento	Tempo de Processamento em Segundos
<i>Zang-Suen</i>	0.04
<i>Holt</i>	0.04
<i>Stentiford</i>	0.05

Tabela 8 – Técnicas testadas e seus respectivos tempos de processamento.

4.5 Detecção de Minúcias

Para esta fase decidiu-se usar o método *Crossing Number*, por ser de fácil implementação e pelo tempo de processamento gasto, que foi de 0.01 segundo. Este é o método mais utilizado em sistemas de reconhecimento de impressões digitais.

Alguns problemas foram encontrados: utilizando-se este método, detectam-se muitas falsas minúcias, problema decorrente de desconectividade nas linhas datilares em consequência do afinamento. Outro problema é que, nas pontas de cada crista das impressões digitais, sempre eram detectadas minúcias finais de linha, o que não se verifica. A figura 34 mostra um exemplo deste problema. Os pontos pretos na imagem representam as minúcias finais de linha, cujas pontas das cristas (circuladas em preto) não são.

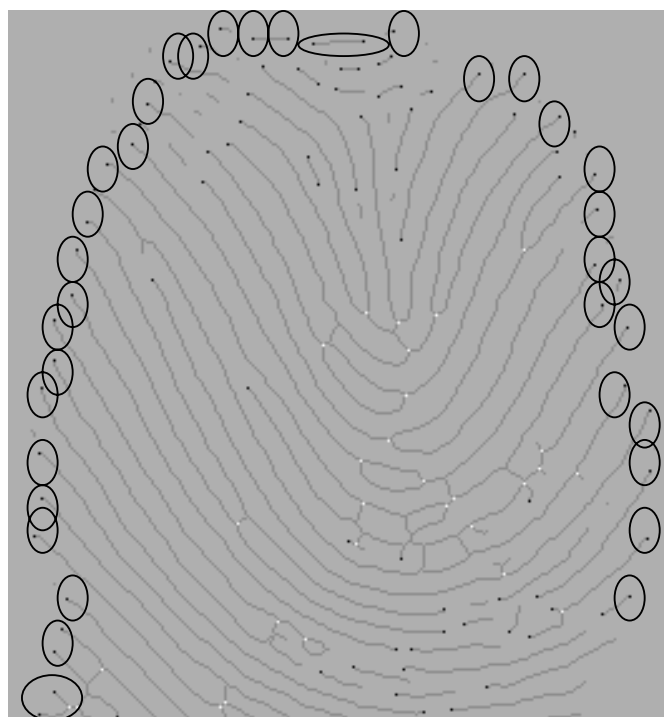


Figura 34 - Exemplo do erro gerado pelo algoritmo CN que considera a borda um final de linha. Pontos pretos: finais de linha; Pontos Brancos: Bifurcações.

Para desfazer este erro foi modificado o algoritmo e foi feita uma delimitação (de 30 *pixels*), ou seja, foi percorrida a imagem, verificando-se onde estão os limites superiores, inferiores e laterais, e logo após foi aplicado o CN, 30 *pixels* após os limites da imagem (parte superior, inferior e laterais da imagem), dessa forma não eram detectadas as pontas de cada crista como finais de linha.

A figura 35 apresenta um exemplo da região onde o algoritmo começa a encontrar as minúcias. Nesta imagem seria aplicado o CN internamente as faixas pretas.

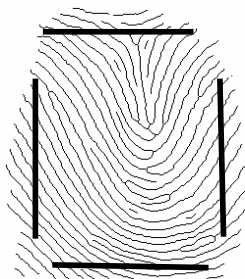


Figura 35 - Exemplo de onde o CN começa a encontrar as minúcias, após a delimitação que está em preto.

Dessa forma evita-se encontrar algumas falsas minúcias, ou seja, deixa-se de considerar a ponta das linhas dactilares como minúcia do tipo final de linha.

A figura 36 mostra as minúcias detectadas através do algoritmo *Crossing Number*, após feita a delimitação. No algoritmo é atribuído o valor 0 (preto) quando é encontrada uma minúcia final de linha e o valor 255 (branco) quando é encontrada uma minúcia do tipo bifurcação. Para facilitar a visualização foram feitos círculos em volta das minúcias. A imagem de impressão digital utilizada foi uma imagem pouco ruidosa e bem definida. Sendo assim, passou-se pela etapa de limiarização, afinamento e detecção de minúcias sem gerar muitas falsas minúcias.

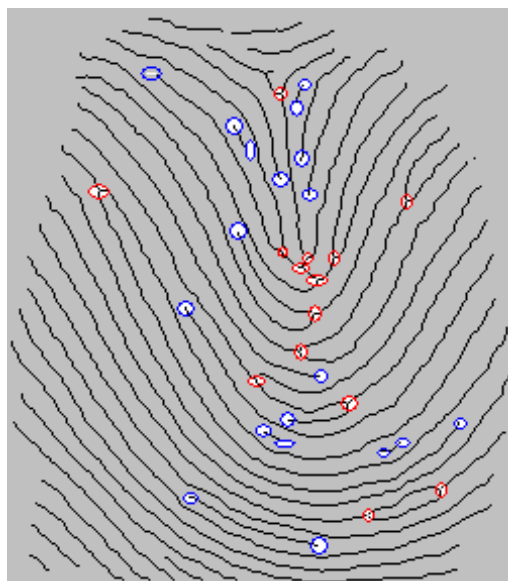


Figura 36 - Minúcias detectadas pelo algoritmo CN após a delimitação.

4.6 Pós-Processamento

Muitos métodos de pós-processamento chegam a modificar a imagem afinada, removendo pontos indesejáveis. Nesta etapa foi implementado apenas o

algoritmo proposto por Tico e Kuosmanen (2000), que ao invés de remover vários *pixels* ou efetuar diversos cálculos, ele verifica se uma minúcia encontrada é verdadeira ou não. Um dos motivos para escolher este algoritmo foi a facilidade de implementação.

A figura 37 demonstra a imagem após a detecção de minúcias pelo algoritmo *Crossing Number* (imagem à esquerda) e a imagem resultante após o pós-processamento (imagem à direita).

O algoritmo de pós-processamento fez uma redução de minúcias detectadas. Depois da extração de minúcias foram encontradas 36 finais de linha e 13 bifurcações totalizando 49 minúcias. Após a limpeza das falsas minúcias, o número total de minúcias caiu para 21 minúcias, sendo 11 finais de linha e 10 bifurcações na imagem testada.

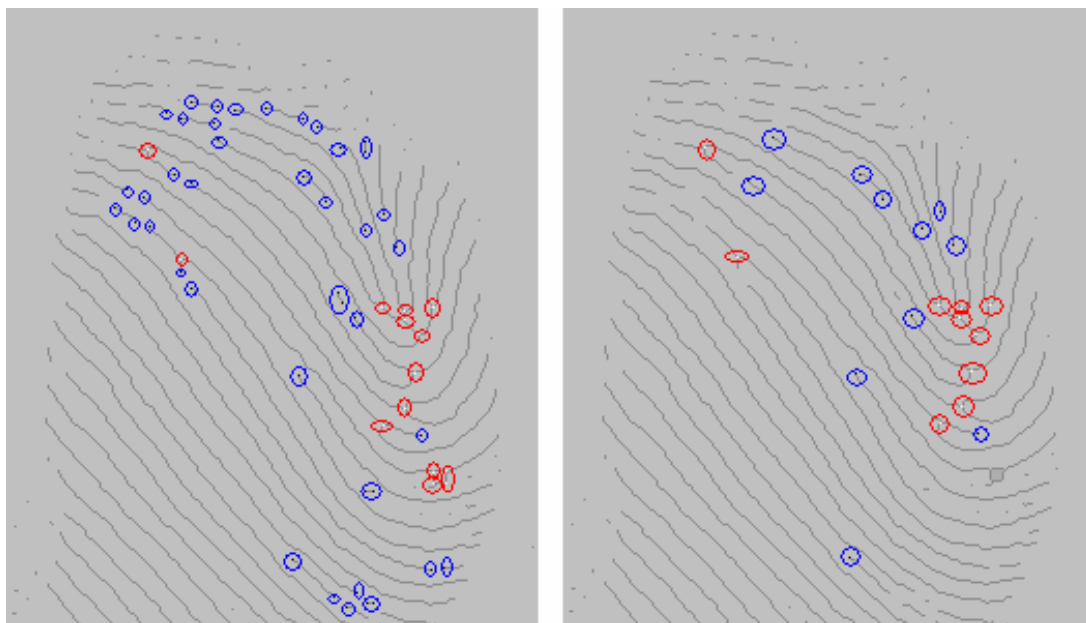


Figura 37 - Exemplo do pós-processamento, imagem à esquerda gerada após a detecção de minúcias; imagem à direita é resultante do pós-processamento.

O tempo médio de processamento deste algoritmo foi de 20 centésimos de segundo.

Imagens borradas, com junções nas linhas datilares, são as que apresentam mais falsas minúcias sendo necessária a utilização de um algoritmo de pós-processamento.

4.7 Reconhecimento

O algoritmo de reconhecimento proposto (descrito no capítulo 3.8) permite identificar um indivíduo mesmo se a imagem de impressão digital estiver transladada.

Foi criada uma base de dados com 27 pessoas com várias impressões digitais de cada uma, totalizando 81 impressões digitais armazenadas. As impressões digitais, ao serem cadastradas, são armazenadas com as minúcias já detectadas e pós-processadas, para diminuir o tempo de processamento na etapa de comparação. Apenas a imagem a ser identificada que passa por toda etapa do sistema (desde o pré-processamento até comparação com as imagens armazenadas).

Para verificar a performance do algoritmo de comparação, foi feita uma base de dados mista, com impressões digitais que passaram por todas as etapas do sistema, imagens as quais não foram pré-processadas e pós-processadas e imagens transladadas.

O tempo gasto pelo sistema para filtrar, limiarizar, afinar, extrair as minúcias e fazer o pós-processamento é em média de 32 centésimos de segundo. Uma meta importante do trabalho foi otimizar o tempo e diminuir a complexidade dos algoritmos de pré-processamento e do pós-processamento, pois estas etapas serão todas processadas por um microcontrolador.

O tempo médio de comparação entre duas impressões digitais já pré-processada é de 15 centésimos de segundo. Em média, o tempo de processamento para realizar todas as etapas do sistema e comparar com uma outra que está na base de dados é 47 centésimos de segundo.

Pode-se utilizar um sistema 1-1 (verificação), normalmente, nestes sistemas, além da impressão digital, é necessário fornecer mais algum dado, como por exemplo, o nome do indivíduo. Dessa forma é localizado o nome na base de dados utilizando uma consulta SQL (*Structured Query Language*) e, em seguida, faz-

se a comparação entre as duas imagens, caso seja encontrado o nome procurado, é feito a verificação da identidade fornecida. Utilizando-se o sistema 1-1, o resultado da comparação é em tempo real, gastando-se em média 47 centésimos de segundo.

Caso o sistema utilizado seja 1-n, isto é, a impressão digital a ser identificada é comparada com toda a base de dados, para descobrir quem é o indivíduo, o sistema gastará em média 32 centésimos de segundo para pré-processar, extrair as minúcias e pós-processar a imagem a ser identificada, e 15 centésimos de segundo para comparar a imagem a ser identificada com cada imagem armazenada.

Pode-se filtrar a base de dados para diminuir o tempo de processamento de um sistema 1-n verificando quantas minúcias tem a imagem a ser identificada e compara-se esta imagem apenas com as imagens que possuem um total aproximado de minúcias.

A tabela 9 apresenta algumas informações que estão armazenadas na base de dados, tais como: a quantidade total de minúcias detectadas, total de minúcias do tipo finais de linha, total de minúcias do tipo bifurcação, dados fictícios como o nome da pessoa que possui a impressão digital armazenada, o sensor que originou a imagem e observações sobre o que aconteceu com a imagem. Na base de dados há também o caminho (diretório) onde está a imagem de impressão digital referente cada chave-primária, que será utilizada na comparação. Foi utilizado o banco de dados *Interbase 6* para armazenar as informações.

CODIGO	NOME	TOTMINUC	BIFURC	FINAL	ORIGEM (Sensor, Tinta)	OBSERVAÇÕES SOBRE A IMAGEM
1	Adriano	31	12	19	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.
2	Adriano	31	12	19	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Transladada 10 pixels à direita e 18 acima, artificialmente (editor de imagens).
3	Adriano	28	13	15	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Transladada 16 pixels à esquerda e 11 acima, artificialmente.
4	Adriano	32	12	20	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Transladada 2 pixels à esquerda e 2 acima. Adicionado ruído impulsivo artificialmente.
5	Adriano	32	12	20	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Transladada 2 pixels à direita e 6 acima. Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
6	Adriano	26	13	13	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Rotacionada 25 graus de forma artificial. Adicionada ruído impulsivo.
7	André	29	9	20	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
8	André	23	8	15	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
9	Antonio	33	24	9	Sensor:DigitalPersona	Passou por todas as etapas do

					U.are.U 4000	sistema.
10	Augusto	18	5	13	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.
11	Augusto	192	169	23	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
12	Cássio	15	4	11	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
13	Cássio	10	4	6	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.
14	Cássio	15	4	11	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
15	Cleber	33	7	26	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.
16	Cleber	173	140	33	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Não foi aplicado o filtro da mediana e não foi aplicado o pós-processamento.
17	Daniel	26	12	24	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.
18	Daniel	77	59	18	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Não foi aplicado o pós-processamento.
19	Eduardo	12	4	8	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
20	Eduardo	128	117	11	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
21	Fabio	18	4	14	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
22	Fabio	207	178	29	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
23	Fernando	49	5	44	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Não foi aplicado o pré-processamento.
24	Fernando	106	53	53	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
25	Flavia	20	5	15	Sensor: Fujitsu MBF 200	Adicionado Ruído Sal-Pimenta e passou por todas as etapas do sistema.
26	Flavia	20	5	15	Sensor: Fujitsu MBF 200	Passou por todas as etapas do sistema.
27	Hernani	27	7	20	Sensor: Fujitsu MBF 200	Passou por todas as etapas do sistema.
28	Hernani	139	113	26	Sensor: Fujitsu MBF 200	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
29	Jonatas	12	7	5	Sensor: Fujitsu MBF 200	Passou por todas as etapas do sistema.
30	Jonatas	194	180	14	Sensor: Fujitsu MBF 200	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
31	Jonatas	12	7	5	Sensor: Fujitsu MBF 200	Adicionado ruído Sal-Pimenta. Passou por todas as etapas do sistema.
32	Leslie	74	9	65	Sensor: Fujitsu MBF 200	Não foi aplicado o pré-processamento.
33	Leslie	194	180	14	Sensor: Fujitsu MBF 200	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
34	Manoel	19	5	14	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
35	Manoel	207	178	29	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
36	Marcela	13	4	9	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.
37	Marcela	13	4	9	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
38	Marcela	197	171	26	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
39	Mario	7	3	4	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.
40	Mario	171	156	15	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
41	Mauro	15	5	10	Sensor:DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
42	Mauro	15	5	10	Sensor:DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.

43	Narumi	25	8	17	Sensor: DigitalPersona U.are.U 2000	Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
44	Narumi	33	13	20	Sensor: Fujitsu MBF 200	Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
45	Narumi	18	10	8	Sensor: Fujitsu MBF 200	Adicionado ruído uniforme. Passou por todas as etapas do sistema.
46	Narumi	18	10	8	Sensor: Fujitsu MBF 200	Passou por todas as etapas do sistema.
47	Narumi	34	8	26	Sensor: DigitalPersona U.are.U 2000	Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
48	Narumi	31	5	26	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
49	Narumi	31	5	26	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Adicionado ruído sal-pimenta. Não foi aplicado o filtro de aguçamento.
50	Narumi	45	30	15	Sensor: DigitalPersona U.are.U 2000	Não foi aplicado o filtro da mediana.
51	Paulo	21	8	13	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
52	Paulo	79	60	19	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Não foi aplicado o pré-processamento.
53	Roberto	39	9	30	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
54	Rosa	32	6	26	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
55	Rosa	143	107	36	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Não foram aplicados o pré e o pós-processamento.
56	Rosangela	25	6	19	Sensor: DigitalPersona U.are.U 2000	Passou por todas as etapas do sistema.
57	Rosangela	66	39	27	Sensor: DigitalPersona U.are.U 2000	Não foi aplicado o pré-processamento.
58	Sebastião	12	6	6	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
59	Solange	24	5	19	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
60	Solange	194	157	37	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Adicionada ruído e não foi aplicado o filtro da mediana.
61	Tadeu	12	5	7	Sensor: Fujitsu MBF 200	Passou por todas as etapas do sistema.
62	Tadeu	15	5	10	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema. Transladada naturalmente no sensor.
63	Tadeu	29	6	23	Sensor: DigitalPersona U.are.U 2000	Transladada naturalmente no sensor.
64	Tadeu	51	3	48	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Transladada naturalmente no sensor.
65	Tadeu	12	5	7	Sensor: Fujitsu MBF 200	Adicionado Ruído Uniforme. Passou por todas as etapas do sistema.
66	Vicente	20	1	19	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Passou por todas as etapas do sistema.
67	Vicente	151	126	25	Sensor: DigitalPersona U.are.U 4000	Adicionado ruído impulsivo e não passou pelo pré-processamento.
68	Viviane	17	5	12	Tinta especial para Impressão Digital, digitalizada por scanner.	Passou por todas as etapas do sistema.
69	Viviane	15	9	6	Tinta especial para Impressão Digital, digitalizada por scanner.	Passou por todas as etapas do sistema.
70	Viviane	8	5	3	Tinta especial para Impressão Digital, digitalizada por scanner.	Passou por todas as etapas do sistema.
71	Viviane	13	7	6	Tinta especial para Impressão Digital, digitalizada por scanner.	Passou por todas as etapas do sistema.
72	Viviane	15	8	7	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.
73	Viviane	13	1	12	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner	Passou por todas as etapas do sistema.

					de mesa.	
74	Viviane	22	14	8	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.
75	Viviane	19	9	10	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.
76	Viviane	14	0	14	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.
77	Viviane	10	5	5	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.
78	Viviane	18	5	13	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.
79	Viviane	21	10	11	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.
80	Viviane	11	1	10	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.
81	Viviane	9	2	7	Tinta de carimbo comum, digitalizada por scanner de mesa.	Passou por todas as etapas do sistema.

Tabela 9 – Impressões digitais armazenadas e suas respectivas informações.

Notou-se que as impressões digitais recolhidas à base de tinta comum de carimbo e depois digitalizadas, mesmo passando por todas as etapas do sistema, não obtiveram um resultado satisfatório na identificação devido a má qualidade da imagem gerada (muitas junções nas linhas datilares).

A tabela 10 apresenta algumas siglas e seus significados, representando algumas métricas que foram utilizadas nos testes e que serão explicadas posteriormente.

SIGLA	SIGNIFICADO
DG	Desempenho Global
DG-maxmin	Desempenho Global – Maximo das IDS diferentes / Mínimo das IDs iguais
ID(s)	Impressão (ões) digital (is)
PMD	Percentual de minúcias diferentes
PMI	Percentual de minúcias idênticas
SDMQ	Somatório das distâncias Euclidianas das minúcias ao quadrado
SDMQN	Somatório das distâncias Euclidianas das minúcias ao quadrado normalizado
TBI	Total de bifurcações idênticas
TC	Tempo de Comparação
TFI	Total de final de linha idêntica
TMI	Total de minúcias idênticas
TMPCID	Tempo médio de comparação entre as IDs.

Tabela 10 – Siglas e seus significados, referente a algumas métricas utilizadas.

Foi feita a comparação entre uma impressão digital a ser identificada com a base de dados, comparando as minúcias que estão na impressão digital com as minúcias das impressões digitais que estão armazenadas. Foi feito o processo contrário também, ou seja, compararam-se as impressões digitais que estão armazenadas com a impressão digital a ser identificada para verificar qual método atinge um melhor resultado na identificação.

A métrica SDMQN é utilizada no algoritmo de comparação conforme descrito no capítulo 3.8.

Após alguns testes do algoritmo, notou-se que na comparação entre duas impressões digitais, se o resultado do SDMQN estiver entre 0 e 290, considera-se que a impressão digital foi identificada. Quanto mais próximo de zero estiver o SDMQN mais semelhante é a impressão digital que está sendo identificada com a imagem que está armazenada na base de dados.

Os limiares de PMI e SDMQN foram obtidos empiricamente, foi verificado nas imagens semelhantes, transladadas, as que foram adicionados ruídos, qual era a taxa de semelhança na comparação. Todas as imagens que atingiram o limiar: $SDMQN \leq 290$ e $PMI \geq 80\%$ eram imagens semelhantes a que estava sendo comparada.

A tabela 11 demonstra o resultado da comparação entre a ID 1 com toda a base de dados e a comparação entre a base de dados com a ID 1.

As IDs 1 até 6 são da mesma pessoa, mas com algumas modificações. A ID 1 comparada com ela mesma houve acerto total (100% de semelhança, SDMQ = 0). A ID 2 sofreu uma translação de 10 *pixels* à direita e 18 *pixels* acima, trata-se de translação feita de modo artificial (em software de editar imagens). A ID 3 sofreu uma translação de 16 *pixels* à esquerda e 11 *pixels* acima, feita também de modo artificial. A ID 4 está transladada 2 *pixels* à esquerda e 5 acima. A ID 5 está transladada 3 *pixels* à direita e 6 acima. A ID 6 está rotacionada a 25 graus de forma artificial.

Na comparação entre a ID 1 com ela mesma e entre a ID 4, houve 100% de acerto, SDMQN igual à 0 (ID 1) e 31 (ID 4). A ID 1 comparada com a ID 5 houve 90% de acerto e SDMQN = 165. A ID 1 comparada com a ID 2 atingiu PMI de 74% e SDMQN = 439, o que resultou uma falsa rejeição. O mesmo aconteceu com as IDs 3 e 6 (não reconheceu como IDs semelhantes). Não houve falsa aceitação (considerar

uma ID diferente como verdadeira). A ID diferente com maior semelhança foi a ID 33 com PMI = 64% e SDMQRN = 436.

Na comparação entre a base de dados com a ID 1, resultou alguns valores diferentes, como a ID 4 e 5 com 96% de semelhança. A falsa rejeição aconteceu com as mesmas IDs, 2, 3 e 6.

Pode-se afirmar que o melhor desempenho ocorreu na comparação entre a ID e a base, pois as impressões digitais da mesma pessoa, mas com algumas modificações (translações) possuíram melhor PMI e SDMQRN e também menor tempo médio de comparação que foi de 18 centésimos de segundo (0.18s) enquanto a comparação da base com a ID o tempo médio foi de 34 centésimos (0.34s). O tempo total de comparação da ID 1 com toda a base de dados (81 impressões digitais cadastradas) foi por volta de 12 segundos, e da base com a ID 1 por volta de 27 segundos.

Ao se comparar as minúcias das imagens armazenadas com a as minúcias da ID a ser identificada pode acontecer na maioria dos casos de ser procurada uma minúcia que não existe na ID. No caso contrário, se comparar as minúcias da ID a ser identificada com as minúcias das imagens que estão armazenadas, serão procuradas somente as minúcias que precisam ser encontradas. Como a base de dados está mista (com imagens pré-processadas e imagens com muitas falsas minúcias), o fato de se comparar as minúcias das imagens armazenadas com a ID a ser identificada torna o processo mais lento, pois muitas falsas minúcias serão procuradas sendo que elas não deveriam existir, fazendo com que leve mais tempo na comparação.

- - representa as mesmas impressões digitais (podendo estar transladadas, sem pos ou pré-processamento, etc)
- - Representa a impressão que está sendo comparada
- - Representa Taxa de Falsa Aceitação (IDs que não são as mesmas, mas o sistemas está reconhecendo como se fosse)
- - representa Taxa de Falsa Rejeição (IDs que são verdadeiras, mas o sistema não as reconhece)

ID comparado com a Base

ID	PMI	PMD	TMI	TBI	TFI	SDMQ	SDMQRN	TC
1	100%	0%	31	12	19	0	0	0,2
2	74%	26%	23	11	12	13612	439	0,17
3	67%	33%	21	10	11	15389	496	0,17
4	100%	0%	31	12	19	990	31	0,19
5	90%	10%	28	11	17	5144	165	0,19
6	22%	78%	7	5	2	24332	784	0,22
7	19%	81%	6	1	5	24963	805	0,18
8	16%	84%	5	1	4	26004	838	0,21

Base comparado com a ID

ID	PMI	PMD	TMI	TBI	TFI	SDMQ	SDMQRN	TC
1	100%	0%	31	12	19	0	0	0,36
2	41%	59%	13	6	7	19803	638	0,38
3	39%	61%	11	5	6	17729	633	0,37
4	96%	4%	31	12	19	2082	65	0,38
5	96%	4%	31	12	19	3230	100	0,36
6	26%	74%	7	5	2	19754	759	0,39
7	20%	80%	6	1	5	23780	820	0,39
8	21%	79%	5	1	4	18750	815	0,37

9	16%	84%	5	4	1	25827	833	0,19	9	18%	82%	6	5	1	27077	820	0,38
10	0%	100%	0	0	0	29791	961	0,2	10	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,42
11	35%	65%	11	9	2	20555	663	0,19	11	5%	95%	10	9	1	177638	925	0,36
12	6%	94%	2	0	2	27905	900	0,18	12	13%	87%	2	0	2	12610	840	0,39
13	3%	97%	1	0	1	28850	930	0,19	13	10%	90%	1	0	1	8669	866	0,41
14	6%	94%	2	0	2	27905	900	0,19	14	13%	87%	2	0	2	12610	840	0,39
15	19%	81%	6	1	5	24782	799	0,19	15	18%	82%	6	1	5	26966	817	0,37
16	45%	55%	14	8	6	17819	574	0,18	16	7%	93%	13	8	5	156815	906	0,39
17	6%	94%	2	1	1	28098	906	0,21	17	7%	93%	2	1	1	23293	895	0,43
18	16%	84%	5	3	2	25832	833	0,22	18	6%	94%	5	3	2	69755	905	0,37
19	3%	97%	1	0	1	29037	936	0,18	19	8%	92%	1	0	1	10778	898	0,39
20	6%	94%	2	1	1	28191	909	0,36	20	1%	99%	2	1	1	121557	949	0,36
21	6%	94%	2	0	2	28130	907	0,58	21	11%	89%	2	0	2	15637	868	0,39
22	45%	55%	14	8	6	17799	574	0,31	22	6%	94%	14	8	6	189230	914	0,37
23	19%	81%	6	0	6	24336	785	0,21	23	12%	88%	6	0	6	42001	857	0,39
24	48%	52%	15	8	7	17277	557	0,23	24	12%	88%	13	6	7	90830	856	0,42
25	9%	91%	3	1	2	27231	878	0,19	25	15%	85%	3	1	2	16805	840	0,38
26	3%	97%	1	1	0	28999	935	0,19	26	5%	95%	1	1	0	16661	925	0,39
27	16%	84%	5	1	4	25883	834	0,25	27	18%	82%	5	1	4	22092	818	0,39
28	38%	62%	12	7	5	19629	633	0,25	28	8%	92%	12	7	5	124451	895	0,38
29	6%	94%	2	0	2	28147	907	0,18	29	16%	84%	2	0	2	9888	824	0,37
30	41%	59%	13	9	4	18680	602	0,19	30	6%	94%	13	9	4	176664	910	0,38
31	6%	94%	2	0	2	28147	907	0,19	31	16%	84%	2	0	2	9888	824	0,39
32	35%	65%	11	2	9	21369	689	0,19	32	13%	87%	10	2	8	63062	852	0,39
33	64%	36%	20	7	13	13532	436	0,19	33	11%	89%	18	6	12	140425	872	0,4
34	6%	94%	2	0	2	28130	907	0,2	34	10%	90%	2	0	2	16598	873	0,41
35	45%	55%	14	8	6	17799	574	0,19	35	6%	94%	14	8	6	189230	914	0,37
36	3%	97%	1	0	1	28846	930	0,19	36	7%	93%	1	0	1	11548	888	0,4
37	3%	97%	1	0	1	28846	930	0,21	37	7%	93%	1	0	1	11548	888	0,4
38	48%	52%	15	9	6	16744	540	0,18	38	7%	93%	15	9	6	178100	904	0,38
39	3%	97%	1	0	1	29106	938	0,21	39	14%	86%	1	0	1	6042	863	0,42
40	35%	65%	11	8	3	20402	658	0,18	40	5%	95%	10	8	2	156490	915	0,39
41	12%	88%	4	2	2	26507	855	0,19	41	26%	74%	4	2	2	11131	742	0,37
42	48%	52%	15	9	6	16975	547	0,19	42	6%	94%	16	9	7	226862	914	0,36
43	3%	97%	1	0	1	28866	931	0,19	43	4%	96%	1	0	1	23100	924	0,38
44	16%	84%	5	4	1	25915	835	0,2	44	12%	88%	4	3	1	28289	857	0,39
45	9%	91%	3	0	3	27623	891	0,19	45	25%	75%	3	0	3	9336	778	0,37
46	6%	94%	2	0	2	28368	915	0,18	46	20%	80%	2	0	2	8187	818	0,38
47	12%	88%	4	0	4	27044	872	0,19	47	14%	86%	5	0	5	29421	865	0,39
48	3%	97%	1	1	0	29341	946	0,19	48	9%	91%	1	1	0	10121	920	0,37
49	19%	81%	6	0	6	25158	811	0,19	49	20%	80%	6	0	6	24329	810	0,41
50	9%	91%	3	1	2	27553	888	0,18	50	14%	86%	3	1	2	17943	854	0,38
51	6%	94%	2	1	1	28035	904	0,19	51	14%	86%	3	1	2	17874	851	0,37
52	12%	88%	4	3	1	26762	863	0,22	52	6%	94%	5	3	2	72548	918	0,38
53	35%	65%	11	2	9	21393	690	0,19	53	28%	72%	11	3	8	29015	743	0,4
54	16%	84%	5	1	4	25750	830	0,19	54	15%	85%	5	1	4	26964	842	0,36
55	48%	52%	15	8	7	17911	577	0,18	55	8%	92%	12	6	6	128711	900	0,39
56	9%	91%	3	1	2	27685	893	0,21	56	8%	92%	2	1	1	22491	899	0,39
57	6%	94%	2	0	2	28452	917	0,18	57	1%	99%	1	0	1	62659	949	0,37
58	6%	94%	2	1	1	28369	915	0,19	58	16%	84%	2	1	1	10110	842	0,38
59	16%	84%	5	0	5	25748	830	0,19	59	20%	80%	5	1	4	19216	800	0,37
60	48%	52%	15	8	7	16217	523	0,19	60	7%	93%	15	8	7	174609	900	0,36
61	12%	88%	4	1	3	26686	860	0,18	61	25%	75%	3	1	2	9083	756	0,38
62	16%	84%	5	2	3	26008	838	0,19	62	33%	67%	5	2	3	10572	704	0,37
63	9%	91%	3	1	2	27515	887	0,19	63	13%	87%	4	1	3	24949	860	0,39
64	25%	75%	8	0	8	22937	739	0,19	64	15%	85%	8	0	8	42947	842	0,38
65	16%	84%	5	0	5	25757	830	0,2	65	23%	77%	4	0	4	12838	755	0,39
66	19%	81%	6	0	6	25013	806	0,2	66	25%	75%	5	0	5	14999	749	0,37

67	48%	52%	15	9	6	16899	545	0,19	67	9%	91%	15	9	6	132897	880	0,38
68	6%	94%	2	0	2	28157	908	0,19	68	11%	89%	2	0	2	14703	864	0,38
69	12%	88%	4	2	2	26674	860	0,18	69	26%	74%	4	2	2	11332	755	0,39
70	6%	94%	2	2	0	28257	911	0,19	70	12%	88%	1	1	0	6811	851	0,38
71	3%	97%	1	0	1	29343	946	0,19	71	0%	100%	0	0	0	12493	961	0,39
72	6%	94%	2	0	2	28663	924	0,19	72	6%	94%	1	0	1	13703	913	0,39
73	6%	94%	2	0	2	28167	908	0,18	73	15%	85%	2	0	2	10869	836	0,42
74	9%	91%	3	3	0	27639	891	0,19	74	13%	87%	3	3	0	18990	863	0,37
75	6%	94%	2	1	1	28398	916	0,19	75	5%	95%	1	0	1	17594	926	0,38
76	12%	88%	4	0	4	26341	849	0,19	76	28%	72%	4	0	4	10004	714	0,42
77	3%	97%	1	0	1	29008	935	0,18	77	10%	90%	1	0	1	8827	882	0,41
78	6%	94%	2	0	2	28244	911	0,19	78	11%	89%	2	0	2	15751	875	0,36
79	0%	100%	0	0	0	29791	961	0,19	79	0%	100%	0	0	0	20181	961	0,36
80	6%	94%	2	0	2	28474	918	0,19	80	18%	82%	2	0	2	9254	841	0,37
81	6%	94%	2	0	2	28414	916	0,18	81	22%	78%	2	0	2	6794	754	0,36

Tabela 11 – Resultado da comparação entre a ID 1 e a Base de Dados e a Comparação da Base com a ID 1.

As figuras 38, 39 e 40 apresentam os gráficos para visualizar o quanto são separáveis as impressões digitais diferentes das semelhantes, com as métricas PMI, PMD e SDMQN respectivamente, referente ao teste apresentado na tabela 11.

A ID 6 que está circulada em vermelho no gráfico da figura 38 é semelhante a ID1, e está misturada junto as IDs diferentes da ID1. Isso indica que aconteceu a falsa rejeição. Este resultado mostra que o algoritmo não foi eficaz quanto à rotação artificial que ocorreu na ID6. As ID 2 e 3 circuladas em azul ficaram mais próximas as IDS semelhantes, mas não atingiram o SDMQN entre 0 e 290 que indica semelhança. O mesmo acontece na figura 39 e 40.

Na figura 40 a ID6 (circulada em vermelho) alcançou SDMQN igual a 784 (conforme tabela 11), o que mostrou a falsa rejeição. O mesmo aconteceu com as IDs 2 e 3 (circuladas em azul) que atingiram SDMQN 439 e 496 respectivamente.

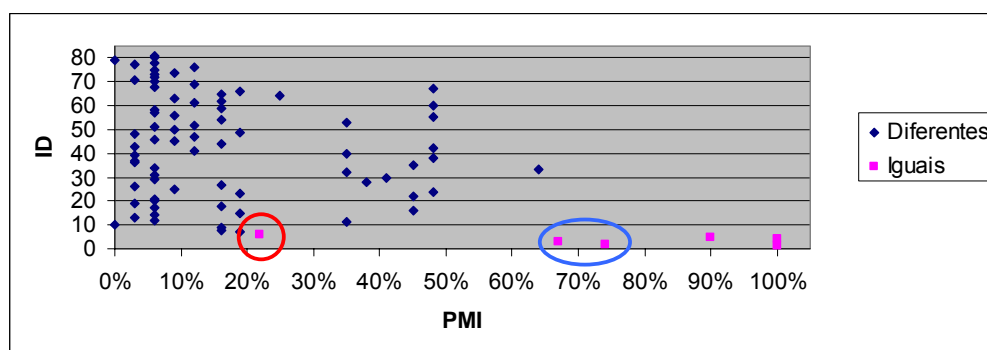


Figura 38 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs semelhantes e diferentes a ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica PMI.

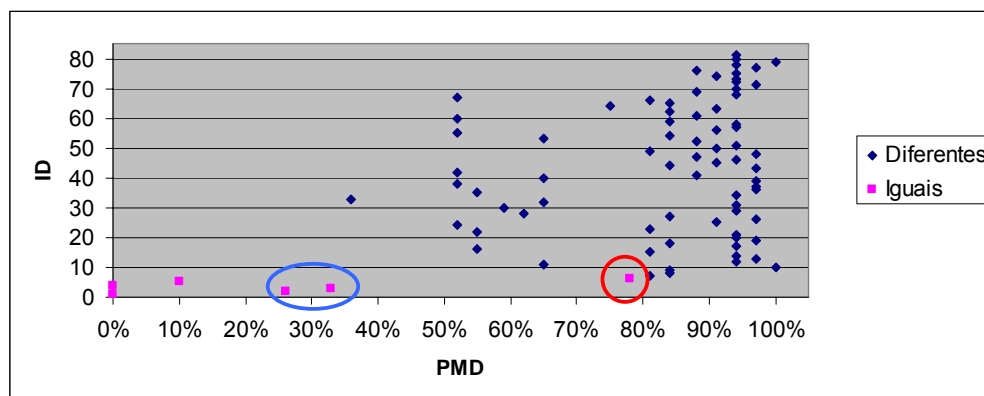


Figura 39 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais e diferentes a ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica PMD.

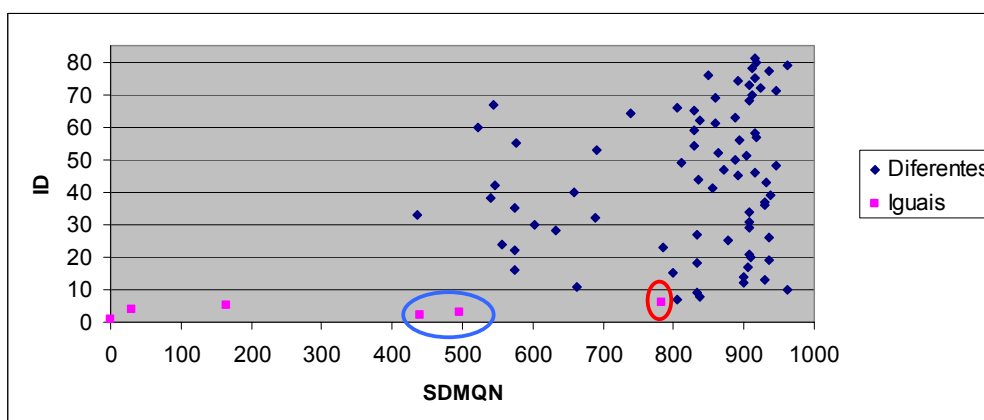


Figura 40 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais e diferentes a ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica SDMQN.

As figuras 41 e 42 são gráficos que mostram o quanto são separáveis as IDs semelhantes e diferentes correspondente ao teste apresentado na tabela 11, comparando as IDs da base de dados com a ID 1. A figura 41 corresponde à métrica PMI, e a figura 42 à métrica SDMQN. Notou-se que nestes gráficos fica mais visível que as IDs diferentes ficam mais separadas das IDs semelhantes à ID1 (ID que está sendo identificada). Isso ocorreu pelo fato das impressões digitais diferentes possuírem um PMI mais baixo. Por outro lado, na maioria dos casos, as impressões digitais semelhantes também ficaram com um PMI mais baixo.

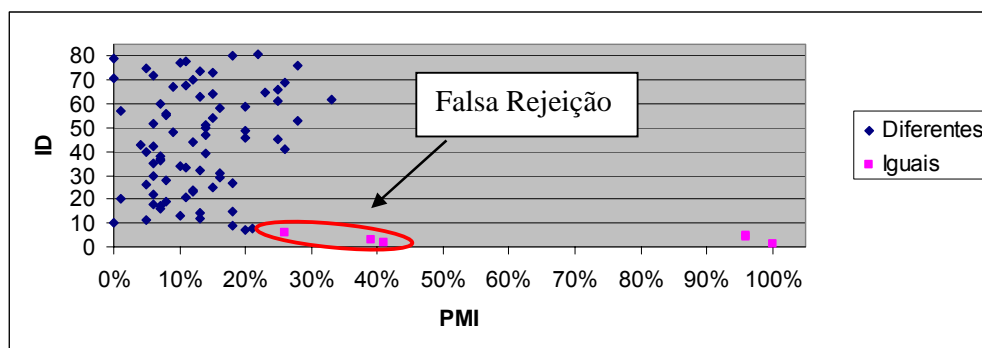


Figura 41 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais e diferentes a ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica PMI. Teste da Base de dados comparada com a ID 1.

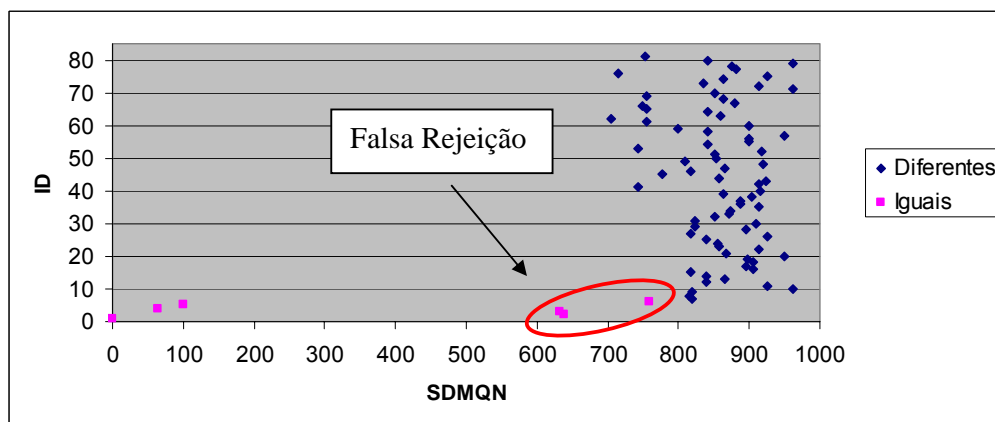


Figura 42 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais e diferentes da ID 1 no teste apresentado na tabela 11, métrica SDMQN. Teste da Base de dados comparada com a ID 1.

A tabela 12 apresenta os resultados dos Desempenhos Globais (DGs). O valor global representa o desempenho dos métodos de pré-processamento, extração de características e comparação aplicadas à base de dados. O DG verifica quão boa foi a separação entre as impressões digitais iguais e diferentes indicando quão robusto será o reconhecimento. O SDMQN é um valor normalizado do SDMQ, ou seja, é o SDMQ dividido pelo total de minúcias da ID que está armazenada. Dessa maneira fica mais fácil comparar uma ID que possui poucas minúcias com uma outra ID que possui muitas.

A métrica *SDMQN Max-Min* é o resultado obtido da divisão da imagem que possui o maior *SDMQN* entre as imagens iguais, com a imagem que possui menor *SDMQN* entre as imagens diferentes. Quanto menor for o *DG*, melhor. Se $DG \geq 1$, as imagens diferentes não ficarão separadas das imagens semelhantes à impressão digital que está sendo identificada.

A métrica *PMD Max-Min* mostra o quão são separáveis as IDs diferentes.

A métrica *TMPCID* é o tempo médio de comparação entre as impressões digitais. Pelos resultados apresentados pode-se afirmar que o tempo de comparação entre a ID a ser identificada com as que estão armazenadas é mais rápido do que comparar as impressões armazenadas com a ID a ser identificada.

ID comparada com a base		Base comparada com ID	
SDMQN		SDMQN	
DG-MaxMin:	0,38	DG-MaxMin:	0,16
PMD		PMD	
DG-MaxMin:	0,38	DG-MaxMin:	0,07
TMPCID:	0,18s	TMPCID:	0,34s

Tabela 12 – Resultado dos DGs.

A tabela 13 apresenta o resultado obtido com a comparação entre a ID 10 e as impressões armazenadas na base de dados e a comparação da base de dados com a ID 10.

A ID10 e ID11 são impressões digitais da mesma pessoa. A ID 10 passou por todos os procedimentos do sistema, enquanto a ID 11 está com ruído, não tendo passado pelo pós-processamento (têm diversas falsas minúcias). Comparando-se a ID 10 com a base de dados conseguiu-se reconhecer as IDs 10 e 11 como semelhantes. Houve um caso de falsa aceitação com a ID 55 que não passou pelo pós-processamento e há varias falsas minúcias, no total são mais de 100, o que não é normal para uma impressão digital.

Na comparação das imagens armazenadas com a ID 10 ocorreu uma falsa rejeição. Isso aconteceu porque a ID 11 não foi pré-processada, contendo muitas minúcias, e quando foi procurado por estas minúcias na ID 10 que estava pré-processada, não foi possível encontrá-las.

Neste teste, observou-se que ambos, a ID 10 comparada à base de dados e a base comparada à ID 10, ocasionaram problemas com falsa aceitação e falsa rejeição, respectivamente. Ainda assim pode-se afirmar que nestes testes, se, todas as impressões digitais cadastradas passassem pelo pré-processamento e pós-processamento (imagens sem falsas minúcias), a ID 10 comparada com a base de dados mostraria melhor resultado, reconhecendo-se as IDs semelhantes com um tempo médio de processamento melhor.

- - representa as mesmas impressões digitais (podendo estar transladadas, sem pos ou pré-processamento, etc)
- - Representa a impressão que está sendo comparada
- - Representa Taxa de Falsa Aceitação (IDs que não são as mesmas, mas o sistemas está reconhecendo como se fosse)
- - representa Taxa de Falsa Rejeição (IDs que são verdadeiras, mas o sistema não as reconhece)

ID comparada com a base								
ID	PMI	PMD	TMI	TBI	TFI	SDMQ	SDMQN	TC
1	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,19
2	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,19
3	5%	95%	1	0	1	16598	922	0,19
4	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,19
5	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,19
6	5%	95%	1	1	0	16437	913	0,19
7	11%	89%	2	2	0	15845	880	0,2
8	5%	95%	1	1	0	16633	924	0,19
9	16%	84%	3	1	2	14849	824	0,18
10	100%	0%	18	5	13	0	0	0,21
11	94%	6%	17	4	13	1087	60	0,19
12	5%	95%	1	1	0	16404	911	0,2
13	5%	95%	1	1	0	16404	911	0,19
14	5%	95%	1	1	0	16404	911	0,18
15	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,21
16	11%	89%	2	2	0	15764	875	0,18
17	66%	34%	12	3	9	6947	385	0,21
18	66%	34%	12	2	10	6730	373	0,18
19	11%	89%	2	0	2	16084	893	0,19
20	22%	78%	4	1	3	14787	821	0,21
21	33%	67%	6	0	6	12673	704	0,2
22	55%	45%	10	2	8	9187	510	0,19
23	27%	73%	5	1	4	13127	729	0,2
24	44%	56%	8	3	5	10437	579	0,19
25	22%	78%	4	1	3	14024	779	0,2
26	33%	67%	6	1	5	12317	684	0,19
27	50%	50%	9	0	9	10326	573	0,18
28	66%	34%	12	1	11	7761	431	0,21
29	11%	89%	2	1	1	15817	878	0,19
30	66%	34%	12	4	8	8072	448	0,2
31	11%	89%	2	1	1	15817	878	0,19
32	27%	73%	5	2	3	14355	797	0,18
33	44%	56%	8	5	3	11828	657	0,19
34	33%	67%	6	0	6	12673	704	0,18
35	55%	45%	10	2	8	9187	510	0,19
36	16%	84%	3	0	3	14749	819	0,2
37	16%	84%	3	0	3	14749	819	0,19

Base comparada com								
ID	PMI	PMD	TMI	TBI	TFI	SDMQ	SDMQN	TC
1	0%	100%	0	0	0	29791	961	0,39
2	0%	100%	0	0	0	29791	961	0,37
3	3%	97%	1	0	1	26019	929	0,4
4	3%	97%	1	0	1	30304	947	0,37
5	0%	100%	0	0	0	30752	961	0,37
6	3%	97%	1	1	0	24125	927	0,39
7	6%	94%	2	2	0	26145	901	0,38
8	4%	96%	1	1	0	21167	920	0,39
9	9%	91%	3	1	2	29157	883	0,4
10	100%	0%	18	5	13	0	0	0,38
11	8%	92%	17	4	13	169352	882	0,39
12	6%	94%	1	1	0	13521	901	0,37
13	10%	90%	1	1	0	8716	871	0,37
14	6%	94%	1	1	0	13521	901	0,4
15	0%	100%	0	0	0	31713	961	0,37
16	1%	99%	2	2	0	165022	953	0,39
17	46%	54%	12	3	9	14777	568	0,39
18	15%	85%	12	2	10	63920	830	0,38
19	8%	92%	1	0	1	10715	892	0,39
20	2%	98%	3	1	2	120894	944	0,39
21	38%	62%	7	0	7	12074	670	0,37
22	4%	96%	10	2	8	191365	924	0,41
23	14%	86%	7	1	6	41595	848	0,39
24	8%	92%	9	3	6	94657	892	0,39
25	20%	80%	4	1	3	15946	797	0,38
26	33%	67%	6	1	5	12317	684	0,39
27	33%	67%	9	0	9	19057	705	0,39
28	7%	93%	11	1	10	125228	900	0,37
29	16%	84%	2	1	1	9776	814	0,39
30	5%	95%	10	4	6	179515	925	0,39
31	16%	84%	2	1	1	9776	814	0,38
32	6%	94%	5	2	3	68052	919	0,39
33	4%	96%	7	4	3	149673	929	0,39
34	36%	64%	7	0	7	13035	686	0,37
35	4%	96%	10	2	8	191365	924	0,41
36	23%	77%	3	0	3	9847	757	0,39
37	23%	77%	3	0	3	9847	757	0,38

38	55%	45%	10	2	8	8976	498	0,19	38	5%	95%	11	3	8	180701	917	0,39
39	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,2	39	0%	100%	0	0	0	6727	961	0,39
40	27%	73%	5	3	2	13148	730	0,19	40	2%	98%	5	3	2	160395	937	0,37
41	16%	84%	3	0	3	14646	813	0,19	41	20%	80%	3	0	3	11763	784	0,39
42	61%	39%	11	5	6	7933	440	0,2	42	4%	96%	12	5	7	229273	924	0,39
43	16%	84%	3	3	0	14621	812	0,19	43	12%	88%	3	3	0	21348	853	0,38
44	27%	73%	5	0	5	13153	730	0,19	44	15%	85%	5	0	5	27948	846	0,39
45	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,18	45	0%	100%	0	0	0	11532	961	0,37
46	5%	95%	1	1	0	16395	910	0,21	46	10%	90%	1	1	0	8707	870	0,37
47	5%	95%	1	0	1	16481	915	0,2	47	5%	95%	2	1	1	31152	916	0,4
48	16%	84%	3	3	0	15200	844	0,2	48	18%	82%	2	2	0	9040	821	0,39
49	27%	73%	5	0	5	13196	733	0,19	49	13%	87%	4	0	4	25824	860	0,39
50	5%	95%	1	0	1	16481	915	0,19	50	4%	96%	1	0	1	19620	934	0,39
51	33%	67%	6	0	6	12245	680	0,2	51	28%	72%	6	1	5	15349	730	0,39
52	44%	56%	8	0	8	10487	582	0,19	52	8%	92%	7	0	7	70366	890	0,37
53	5%	95%	1	0	1	16490	916	0,19	53	2%	98%	1	0	1	36671	940	0,39
54	55%	45%	10	1	9	8975	498	0,18	54	34%	66%	11	1	10	22173	692	0,39
55	83%	17%	15	4	11	4624	256	0,21	55	11%	89%	16	4	12	124721	872	0,38
56	38%	62%	7	1	6	11491	638	0,18	56	28%	72%	7	1	6	18710	748	0,39
57	38%	62%	7	0	7	11731	651	0,21	57	10%	90%	7	0	7	58460	885	0,37
58	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,18	58	0%	100%	0	0	0	11532	961	0,4
59	16%	84%	3	1	2	14762	820	0,19	59	12%	88%	3	1	2	20528	855	0,39
60	50%	50%	9	3	6	9219	512	0,19	60	4%	96%	9	3	6	179285	924	0,37
61	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,23	61	0%	100%	0	0	0	11532	961	0,41
62	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,19	62	0%	100%	0	0	0	14415	961	0,39
63	5%	95%	1	1	0	16506	917	0,19	63	3%	97%	1	1	0	27077	933	0,37
64	33%	67%	6	0	6	12929	718	0,2	64	11%	89%	6	0	6	44924	880	0,39
65	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,19	65	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,38
66	50%	50%	9	1	8	9694	538	0,19	66	45%	55%	9	1	8	11805	590	0,38
67	66%	34%	12	2	10	7088	393	0,2	67	7%	93%	12	2	10	135482	897	0,39
68	16%	84%	3	0	3	14860	825	0,19	68	23%	77%	4	0	4	13175	775	0,37
69	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,19	69	0%	100%	0	0	0	14415	961	0,4
70	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,2	70	0%	100%	0	0	0	7688	961	0,37
71	11%	89%	2	0	2	15640	868	0,19	71	23%	77%	3	1	2	10198	784	0,39
72	16%	84%	3	1	2	14912	828	0,21	72	20%	80%	3	1	2	11906	793	0,39
73	16%	84%	3	0	3	14667	814	0,19	73	23%	77%	3	0	3	9770	751	0,38
74	16%	84%	3	1	2	14710	817	0,19	74	13%	87%	3	1	2	18554	843	0,4
75	16%	84%	3	1	2	14598	811	0,18	75	15%	85%	3	1	2	15559	818	0,39
76	27%	73%	5	0	5	13314	739	0,19	76	35%	65%	5	0	5	9564	683	0,38
77	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,2	77	0%	100%	0	0	0	9610	961	0,39
78	11%	89%	2	0	2	15905	883	0,19	78	11%	89%	2	0	2	15905	883	0,37
79	16%	84%	3	1	2	14843	824	0,19	79	14%	86%	3	1	2	17665	841	0,37
80	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,2	80	9%	91%	1	1	0	9899	899	0,4
81	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,19	81	11%	89%	1	0	1	8172	908	0,37

Tabela 13 – Resultado obtido da comparação entre a ID 10 e a Base de Dados e da Comparação da Base com ID 10.

As figuras 43, 44 e 45 apresentam os gráficos que possibilitam visualizar o quanto são separáveis as impressões digitais semelhantes a ID 10 das diferentes, no teste da ID comparada com a base de dados, com as métricas PMI, PMD e SDMQRN, respectivamente.

A ID 55 está circulada em vermelho nos gráficos da figura 43, 44 e 45, representando uma falsa aceitação, ou seja, a ID 55 foi considerada semelhante a ID10, sendo que não é (Falsa Aceitação). Na métrica PMI a ID 55 atingiu 83%, na métrica SDMQRN atingiu o valor 256 e na métrica PMD 17%, ou seja, em ambas métricas está dentro do limite para ser considerada imagem semelhante à ID 10.

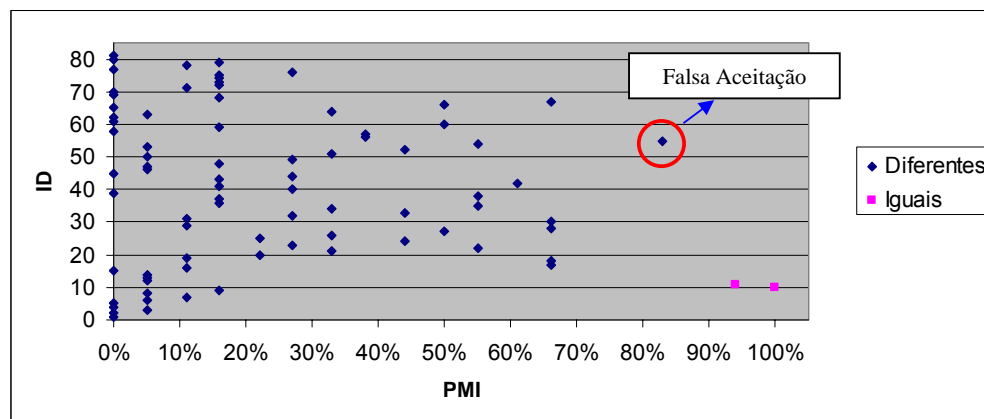


Figura 43 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes da ID 10 com a métrica PMI. Resultado do teste da ID 10 comparada com a base de dados.

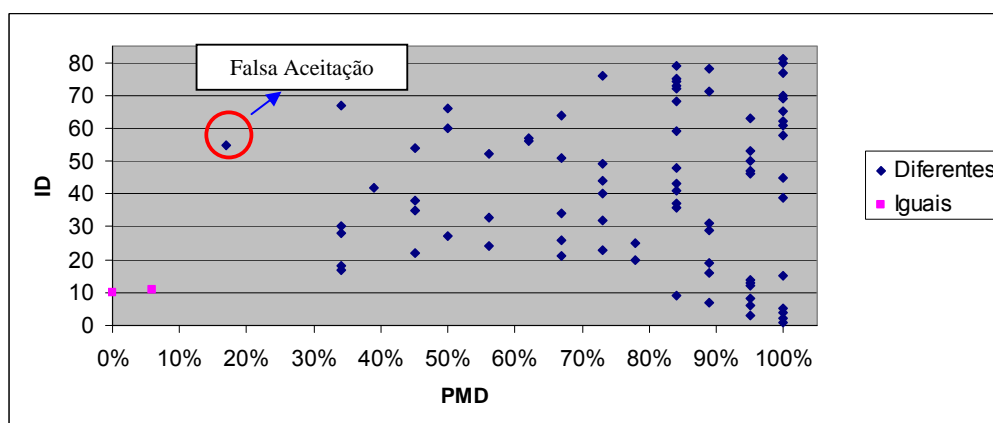


Figura 44 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes da ID 10 com a métrica PMD. Resultado do teste da ID 10 comparada com a base de dados.

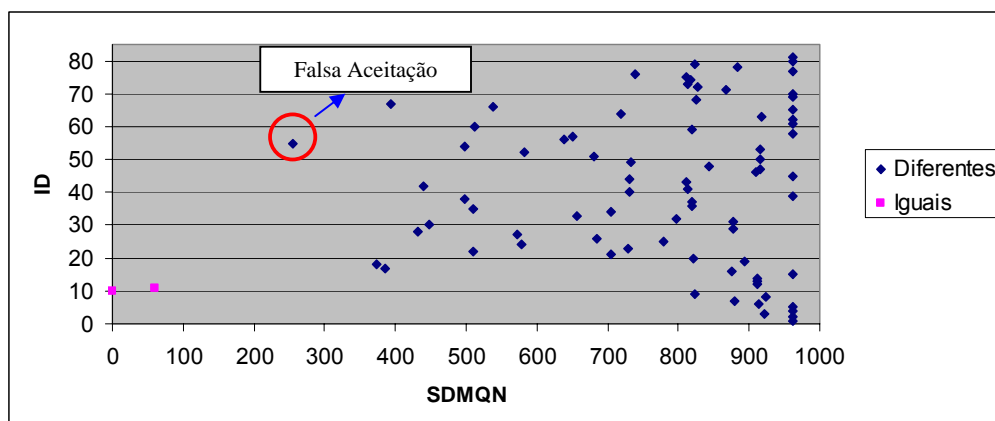


Figura 45 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes a ID 10 com a métrica SDMQN. Resultado do teste da ID 10 comparada com a base de dados.

As figuras 46 e 47 demonstram os gráficos com as métricas PMI e SDMQN, respectivamente. Teste apresentado na tabela 13 das impressões digitais armazenadas comparadas com a ID 10.

Nota-se nos gráficos das figuras 46 e 47 que somente a ID 10 comparada com ela mesma que foi reconhecida. Na comparação da ID10 com a ID11 acontece a falsa rejeição, a ID 11 está circulada em vermelho nos gráficos.

Está visível nos gráficos que representam o teste da base de dados comparada com a ID 10, que apesar da falsa rejeição, as impressões digitais diferentes estão menos dispersas que as impressões digitais diferentes mostradas nos gráficos das figuras 43, 44 e 45. Isso acontece quando é feita a comparação das imagens que estão na base de dados com a ID a ser identificada, porque as imagens diferentes fica com um PMI mais baixo, com o SDMQN e PMD mais altos.

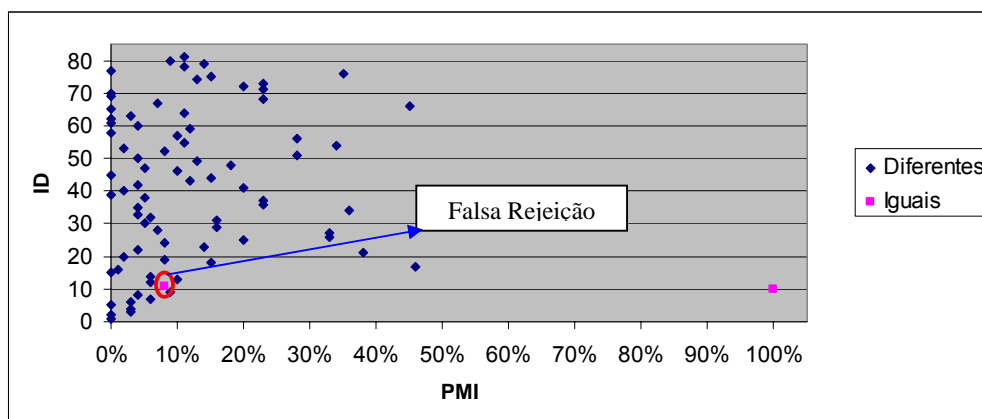


Figura 46 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes com a métrica PMI, base de dados comparada com a ID 10.

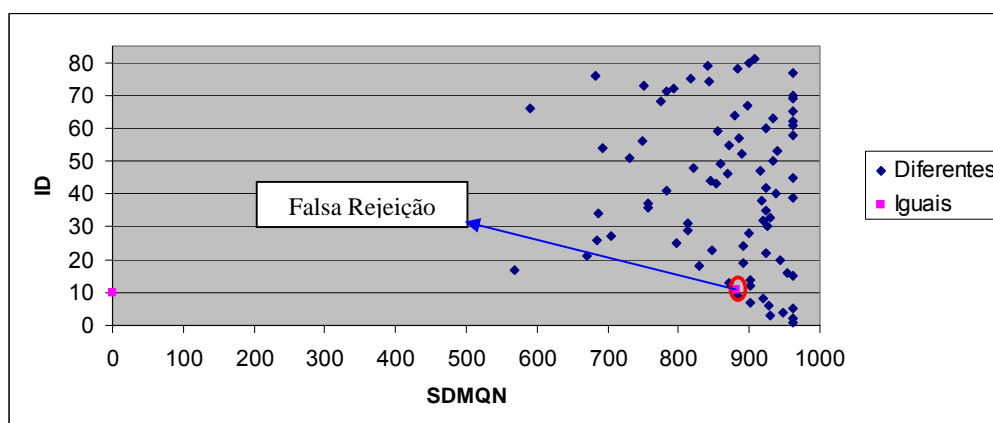


Figura 47 - Gráfico que demonstra o quanto são separáveis as IDs iguais das diferentes com a métrica SDMQN, base de dados comparada com a ID 10.

A tabela 14 apresenta os resultados dos DGs. O tempo de comparação da ID 10 com as IDs na base de dados é menor que o tempo resultante da das impressões armazenadas comparadas com a ID 10.

Ao se comparar a ID 11 (192 minúcias) com a ID 10 (18 minúcias) não se obteve sucesso, por isso aconteceu a falta rejeição. A comparação inversa, da ID 10 com a ID 11, resultou em sucesso, pois foram encontradas as 18 minúcias da ID 10 no meio das 192 minúcias contidas na ID 11.

Os DGs da base de dados comparada com a ID 10 estão melhores que o inverso, mostrando que as impressões digitais semelhantes e diferentes estão

menos dispersas, ou seja, mais separadas (iguais e diferentes) do que no resultado da ID 10 comparada com as imagens armazenadas, no entanto, aconteceu uma falsa rejeição, o que não aconteceu no processo inverso.

Devido o tempo de processamento ser menor e não acontecer falsa rejeição, pode-se afirmar que o resultado da comparação da ID 10 com as imagens armazenadas são melhores, mesmo que as imagens diferentes estejam mais dispersas.

ID comparada com a base		Base comparada com ID	
SDMQN		SDMQN	
DG-MaxMin:	0,69	DG-MaxMin:	0
PMD		PMD	
DG-MaxMin:	0,5	DG-MaxMin:	0
TMPCID:	0,19s	TMPCID:	0,36s

Tabela 14 – Resultado dos Dgs.

As IDs 61 à 65 (figura 48) foram obtidas por sensores, mas com translações ocorridas na captura, com diferente pressão de dedo entre uma e outra, com pouca rotação ocorrida naturalmente quando foram captadas pelo sensor e com impressão digital que não ficou por inteira no sensor, perdendo-se algumas linhas datilares. As imagens foram capturadas por dois sensores distintos.



Figura 48 - Impressões digitais posicionadas no sensor de diversas maneiras e com tamanho e intensidade variadas: ID 61, ID 62, ID 63, ID 64 e ID 65, respectivamente.

A tabela 15 apresenta o resultado da impressão digital 65 comparada com a base de dados e a comparação da base de dados com a ID 65. Neste teste foram reconhecidas apenas a ID 64 e 65, sendo que a ID 61 à 65 são as IDs da mesma pessoa. O problema ocorrido com estas imagens deu-se no fundo delas, pois houve uma mudança de intensidade de cinza muito forte nas suas extremidades diferenciando-se do resto do fundo da imagem. Sendo assim, ao chegar-se à etapa da limiarização, a intensidade mais escura do fundo converte-se em preto e o resto do fundo em branco, sendo a parte mais escura o objeto da imagem e no afinamento transformando-se em falsas linhas datilares, o que prejudica a comparação das imagens.

O problema ocorrido deveu-se a dois tipos diferentes de sensores os quais geraram por isso esta espécie de imagem. Para se tratar isso deve-se saber qual o tipo de sensor que está sendo utilizado, logo após, deve-se tratar a imagem recortando o fundo da mesma se necessário, isto é, caso o sensor faça esta mudança de intensidade no fundo. O contraste das imagens causou também um pequeno prejuízo, sendo talvez, necessário fazer uma equalização do histograma nestas imagens ou aplicar o filtro de contraste, o que não foi feito. A falsa aceitação aconteceu com as imagens que estão sem pós-processamento na base de dados. Além disso, o que também prejudicou a comparação foi o fato de algumas imagens estarem com a impressão digital inteira enquanto para outras falta uma parte. Ocorreram translações muito elevadas, o que dificultou mais a identificação.

- - representa as mesmas impressões digitais (podendo estar transladadas, sem pos ou pré-processamento, etc)
- - Representa a impressão que está sendo comparada
- - Representa Taxa de Falsa Aceitação (IDs que não são as mesmas, mas o sistemas está reconhecendo como se fosse)
- - representa Taxa de Falsa Rejeição (IDs que são verdadeiras, mas o sistema não as reconhece)

Comparação da ID com a Base								
ID	PMI	PMD	TMI	TBI	TFI	SDMQ	SDMQN	TC
1	23%	77%	4	0	4	12838	755	0,22
2	17%	83%	3	0	3	14060	827	0,21
3	17%	83%	3	0	3	14241	837	0,2
4	29%	71%	5	0	5	12219	718	0,2
5	29%	71%	5	0	5	12439	731	0,21
6	5%	95%	1	0	1	15636	919	0,2
7	47%	53%	8	0	8	10297	605	0,3
8	35%	65%	6	0	6	11752	691	0,2
9	17%	83%	3	2	1	13820	812	0,22
10	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,2

Comparação da Base com a ID								
ID	PMI	PMD	TMI	TBI	TFI	SDMQ	SDMQN	TC
1	16%	84%	5	0	5	25757	830	0,41
2	9%	91%	3	0	3	27329	881	0,39
3	10%	90%	3	0	3	24645	880	0,37
4	12%	88%	4	0	4	27409	856	0,4
5	15%	85%	5	0	5	26475	827	0,39
6	3%	97%	1	0	1	24034	924	0,39
7	27%	73%	8	0	8	21768	750	0,39
8	26%	74%	6	0	6	17804	774	0,39
9	9%	91%	3	2	1	29252	886	0,39
10	0%	100%	0	0	0	17298	961	0,37

11	11%	89%	2	2	0	14425	848	0,24
12	29%	71%	5	1	4	12566	739	0,23
13	11%	89%	2	1	1	14807	871	0,22
14	29%	71%	5	1	4	12566	739	0,2
15	29%	71%	5	0	5	12019	707	0,24
16	35%	65%	6	1	5	11290	664	0,26
17	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,22
18	17%	83%	3	2	1	13632	801	0,22
19	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,22
20	11%	89%	2	2	0	14446	849	0,2
21	17%	83%	3	1	2	13829	813	0,22
22	52%	48%	9	2	7	8781	516	0,23
23	41%	59%	7	0	7	10547	620	0,24
24	76%	24%	13	2	11	5211	306	0,23
25	47%	53%	8	0	8	9818	577	0,21
26	23%	77%	4	1	3	13377	786	0,2
27	5%	95%	1	0	1	15609	918	0,2
28	17%	83%	3	1	2	13842	814	0,21
29	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,2
30	23%	77%	4	2	2	13110	771	0,22
31	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,2
32	76%	24%	13	0	13	5981	351	0,2
33	88%	12%	15	2	13	4005	235	0,22
34	17%	83%	3	1	2	13829	813	0,22
35	52%	48%	9	2	7	8781	516	0,31
36	11%	89%	2	0	2	14859	874	0,22
37	11%	89%	2	0	2	14859	874	0,21
38	58%	42%	10	2	8	8003	470	0,26
39	17%	83%	3	0	3	13850	814	0,2
40	23%	77%	4	1	3	12906	759	0,22
41	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,21
42	23%	77%	4	2	2	12774	751	0,2
43	5%	95%	1	1	0	15700	923	0,22
44	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,19
45	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,21
46	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,21
47	17%	83%	3	0	3	13749	808	0,2
48	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,2
49	5%	95%	1	0	1	15608	918	0,21
50	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,2
51	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,2
52	11%	89%	2	2	0	14658	862	0,21
53	29%	71%	5	1	4	12434	731	0,22
54	5%	95%	1	0	1	15593	917	0,2
55	23%	77%	4	1	3	13120	771	0,2
56	17%	83%	3	1	2	13858	815	0,2
57	23%	77%	4	1	3	12870	757	0,24
58	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,22
59	52%	48%	9	1	8	8715	512	0,2
60	82%	18%	14	2	12	4791	281	0,2
61	35%	65%	6	1	5	11804	694	0,21
62	23%	77%	4	1	3	13935	819	0,18
63	23%	77%	4	1	3	13110	771	0,19
64	88%	12%	15	2	13	3607	212	0,19
65	100%	0%	17	2	15	0	0	0,2
66	11%	89%	2	0	2	14984	881	0,21
67	23%	77%	4	2	2	13032	766	0,2
68	5%	95%	1	0	1	15921	936	0,22

11	1%	99%	2	2	0	182882	952	0,39
12	26%	74%	4	1	3	10937	729	0,39
13	20%	80%	2	1	1	7762	776	0,38
14	26%	74%	4	1	3	10937	729	0,41
15	15%	85%	5	0	5	27677	838	0,39
16	3%	97%	6	1	5	161731	934	0,37
17	0%	100%	0	0	0	24986	961	0,39
18	3%	97%	3	2	1	71405	927	0,39
19	0%	100%	0	0	0	11532	961	0,38
20	1%	99%	2	2	0	121196	946	0,39
21	16%	84%	3	1	2	14790	821	0,39
22	4%	96%	10	2	8	191155	923	0,37
23	16%	84%	8	0	8	41051	837	0,39
24	11%	89%	12	2	10	92875	876	0,4
25	40%	60%	8	0	8	12362	618	0,39
26	22%	78%	4	1	3	13958	775	0,37
27	3%	97%	1	0	1	25219	934	0,41
28	2%	98%	3	1	2	131084	943	0,39
29	0%	100%	0	0	0	11532	961	0,39
30	2%	98%	4	2	2	183114	943	0,39
31	0%	100%	0	0	0	11532	961	0,37
32	14%	86%	11	0	11	62026	838	0,39
33	9%	91%	15	2	13	142455	884	0,32
34	15%	85%	3	1	2	15751	829	0,39
35	4%	96%	10	2	8	191155	923	0,39
36	23%	77%	3	0	3	10440	803	0,41
37	23%	77%	3	0	3	10440	803	0,39
38	6%	94%	13	2	11	179045	908	0,39
39	28%	72%	2	0	2	4889	698	0,39
40	1%	99%	3	1	2	161614	945	0,39
41	0%	100%	0	0	0	14415	961	0,39
42	1%	99%	4	2	2	234953	947	0,39
43	4%	96%	1	1	0	23388	935	0,39
44	0%	100%	0	0	0	31713	961	0,39
45	0%	100%	0	0	0	11532	961	0,38
46	0%	100%	0	0	0	9610	961	0,39
47	11%	89%	4	0	4	29417	865	0,37
48	0%	100%	0	0	0	10571	961	0,39
49	3%	97%	1	0	1	28101	936	0,38
50	0%	100%	0	0	0	20181	961	0,39
51	0%	100%	0	0	0	20181	961	0,39
52	2%	98%	2	2	0	74417	941	0,41
53	15%	85%	6	1	5	32893	843	0,37
54	3%	97%	1	0	1	30008	937	0,39
55	2%	98%	4	1	3	134447	940	0,38
56	8%	92%	2	1	1	22372	894	0,39
57	4%	96%	3	1	2	60948	923	0,39
58	0%	100%	0	0	0	11532	961	0,37
59	33%	67%	8	1	7	16155	673	0,37
60	6%	94%	13	2	11	175273	903	0,39
61	33%	67%	4	1	3	8338	694	0,39
62	33%	67%	5	1	4	11203	746	0,4
63	13%	87%	4	1	3	24815	855	0,37
64	27%	73%	14	1	13	37900	743	0,39
65	100%	0%	17	2	15	0	0	0,41
66	10%	90%	2	0	2	17602	880	0,37
67	3%	97%	5	2	3	141244	935	0,39
68	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,39

69	11%	89%	2	2	0	14630	860	0,2	69	13%	87%	2	2	0	12708	847	0,38
70	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,2	70	0%	100%	0	0	0	7688	961	0,39
71	5%	95%	1	1	0	15572	916	0,21	71	7%	93%	1	1	0	11728	902	0,37
72	5%	95%	1	0	1	15568	915	0,2	72	13%	87%	2	1	1	12842	856	0,39
73	11%	89%	2	0	2	14832	872	0,2	73	15%	85%	2	0	2	10801	830	0,38
74	11%	89%	2	2	0	14529	854	0,21	74	9%	91%	2	2	0	19334	878	0,39
75	5%	95%	1	1	0	15745	926	0,18	75	5%	95%	1	1	0	17667	929	0,39
76	11%	89%	2	0	2	14909	877	0,21	76	14%	86%	2	0	2	12026	859	0,38
77	5%	95%	1	0	1	15632	919	0,2	77	10%	90%	1	0	1	8882	888	0,39
78	5%	95%	1	1	0	15465	909	0,2	78	5%	95%	1	1	0	16426	912	0,4
79	11%	89%	2	0	2	14889	875	0,19	79	9%	91%	2	0	2	18378	875	0,39
80	0%	100%	0	0	0	16337	961	0,2	80	0%	100%	0	0	0	10571	961	0,38
81	5%	95%	1	0	1	15632	919	0,22	81	11%	89%	1	0	1	7737	859	0,39

Tabela 15 – Resultado da comparação entre a ID 65 e a Base de Dados e da Comparação da Base com ID 65.

A tabela 16 apresenta os resultados dos DGs. Nota-se que no teste em que a comparação é feita entre as IDs armazenadas com a ID 65, as impressões digitais diferentes da ID 65 estão mais separáveis das IDs semelhantes, mas o tempo resultante é maior que o inverso.

ID comparada com a base		Base comparada com ID	
SDMQN		SDMQN	
DG-MaxMin:	0,92	DG-MaxMin:	0
PMD		PMD	
DG-MaxMin:	0,75	DG-MaxMin:	0
TMPCID:	0,20s	TMPCID:	0,34s

Tabela 16 – Resultado dos DGs.

As imagens adquiridas por tintas especiais, quando se recolheram as impressões digitais, ficaram bem definidas sem borrões e o sistema conseguiu identificá-las normalmente, mesmo com poucas translações.

Estes resultados demonstram o desempenho do sistema, em que ocorreram resultados satisfatórios e não satisfatórios. O resultados ruins se deu pelo fato das imagens não terem sido pré-processadas e pós-processadas ou estarem com uma péssima qualidade (borrões, perdas de informações). Para obter um resultado satisfatório, é necessário que as imagens passem por todas as etapas do sistema (filtragem, contraste, limiarização, afinamento, extração de características, eliminação de falsas minúcias).

Notou-se também que falsa rejeição pode acontecer se uma imagem estiver muito diferente de outra, visto que, apesar de pertencerem ao mesmo indivíduo, elas são capturadas por sensores diferentes, podendo uma estar com um contraste muito baixo e a outra com contraste muito escuro, ou com borrões causados pela pressão do dedo no sensor. A falsa rejeição ocorreu com mais frequência nos testes em que eram comparadas as IDs armazenadas com a ID a ser identificada.

A falsa aceitação ocorreu quando uma imagem não passou pelo pós-processamento, ou seja, com um número elevado de minúcias, podendo haver posições e minúcias idênticas entre uma imagem e outra conquanto sejam distintas. A falsa aceitação ocorreu com mais frequência nos testes onde era comparada uma ID com a base de dados.

Se as imagens na base de dados passarem por todas as etapas implementadas no sistema e o mesmo ocorrer com a imagem a ser verificada, dificilmente esta imagem não será reconhecida caso esteja cadastrada na base de dados, vale dizer, obtenha um resultado satisfatório. É necessário também que seja utilizado um tipo de sensor específico, obtendo-se a mesma qualidade de aquisição para todas as imagens.

O tempo do pré-processamento é contado apenas uma vez, e só ocorre na imagem que será examinada, pois as que estão na base já estão segmentadas (com as minúcias localizadas). O tempo resultante da comparação de uma ID com toda a base (81 impressões digitais cadastradas) leva em média de 10 à 12 segundos, o que pode ser melhorado. Isto acontece também porque é feita a identificação (com toda a base de dados), sistema 1-n; se fosse 1-1 levaria no máximo 45 centésimos de segundo, o que seria uma boa alternativa para base de dados grandes, mas neste caso a pessoa deve-se fornecer além da impressão digital, o nome ou um código.

Foi utilizada também a técnica de limiar na comparação, ou seja, comparaou-se uma ID com as outras que têm um total de minúcias parecidas (com limiar de 8 minúcias a menos ou 8 minúcias a mais). Sendo assim, caiu-se consideravelmente o tempo de processamento das impressões digitais, cujo mínimo foi de 45 centésimos de segundo e no pior dos casos de 12 segundos (comparar com toda a base, o que é difícil de acontecer). Quando se for colocar o sistema para

funcionar de forma 1-n, basta colocar este limiar para diminuir o tempo de processamento.

Contudo, pode-se afirmar que o sistema garante resultados satisfatórios na verificação e identificação.

O algoritmo de comparação proposto neste trabalho possui um rendimento satisfatório quando as imagens são transladadas dentro de uma determinada faixa (quantidade de *pixels* permitidos para translação baseado no tamanho do sensor). Se for aumentar este parâmetro, ou seja, a vizinhança a ser analisada, para procurar uma minúcia, poderá ocorrer também o aumento de falsa aceitação. O objetivo deste trabalho não é determinar o grau máximo de translação e rotação admissível, mas foram utilizados exemplos de translações de até 15 *pixels* ao redor (vizinhança 8) de uma minúcia a ser verificada.

Para melhorar o rendimento do reconhecimento das impressões digitais, examinou a priori o tamanho do sensor em *pixels* e a média de tamanho de alguns dedos (utilizados no teste) e calculou-se a quantidade de translações que poderia ocorrer neste sensor, as quais foram limitadas no algoritmo como a quantidade máxima de translação que pode ocorrer.

O objetivo de avaliar algumas técnicas com baixo custo computacional e com um tempo de processamento baixo foi atingido. A contribuição principal foi verificar a importância do pré-processamento, pós-processamento e extração de características para um bom desempenho do reconhecimento, avaliado principalmente com a métrica SDMQN.

Comparado com a dissertação de COSTA (2001), este sistema obteve um melhor tempo de processamento. O sistema desenvolvido por COSTA (2001) demora em torno de 3 minutos para fazer o pré-processamento, extração de características de uma impressão digital e compara-la com uma outra. Mesmo levando em consideração que o computador utilizado naquele sistema foi um Pentium II 300 com 64 Mb de memória RAM, sendo as técnicas implementadas no *software* MatLab 6, o tempo gasto é muito maior que 45 centesimos de segundo.

5 CONCLUSÃO

Para a construção deste sistema de reconhecimento de impressões digitais foi necessário pesquisar e testar diversas técnicas de processamento de imagens.

Foram feitos diversos testes em imagens de origens diferentes, capturadas por sensores e *scanners*. Através de pesquisas em artigos encontrados na literatura foi decidido empregar algumas técnicas bastante utilizadas para este tipo de aplicação, como, por exemplo, o algoritmo de extração de minúcias *Crossing Number* que é o mais utilizado nos sistemas de identificação por meio da impressão digital.

A base de dados foi criada com imagens capturadas por sensores (adquiridas na Internet) e foram acrescentadas algumas imagens de impressões digitais recolhidas com tinta e digitalizadas por um *scanner*.

Após diversos testes notou-se que era necessário utilizar o pré-processamento (filtro de suavização e de contraste), limiarização global, pois obteve melhor desempenho que métodos locais, extração das características e pós-processamento. Estas etapas são imprescindíveis, pois quando retiradas, o erro aumentava consideravelmente.

O filtro de suavização que obteve melhores resultados foi o filtro da mediana, pois evita que a imagem fique desfocada como acontece quando é aplicado o filtro da média.

Ainda no pré-processamento das imagens notou-se que o filtro de aguçamento adotado fez diferença na etapa de binarização, possibilitando um melhor resultado. A limiarização global de Otsu mostrou-se a mais adequada durante os testes. Para o afinamento, dos três métodos testados, o método de Holt foi o mais indicado.

Uma dificuldade na extração de minúcias foi a quantidade de minúcias falsas encontradas, devido a degradações na imagem. Percebeu-se que utilizando um filtro de pós-processamento são eliminadas várias minúcias falsas.

O algoritmo de comparação proposto trata apenas do problema da translação.

Durante a implementação encontraram-se algumas dificuldades com alguns tipos de imagens. Para melhor desempenho do algoritmo, é interessante trabalhar com apenas um tipo de sensor, ou sensores que gerem imagens no mesmo padrão. Além disso, para que o sistema possua bons resultados é necessário que todas as imagens armazenadas e a imagem a ser identificada passassem por todas as mesmas etapas deste sistema, desde a filtragem até o pós-processamento, diminuindo assim a falsa aceitação.

A base de dados foi criada com imagens misturadas, tanto pré-processadas, pós-processadas, quanto imagens que não passaram pelo o pré e pós-processamento, com o intuito de verificar a performance do algoritmo de comparação das impressões digitais. Notou-se que o rendimento do algoritmo foi satisfatório.

O tempo que decorre do pré-processamento até o pós-processamento foi em média de 30 centésimos de segundo e o tempo de comparação entre a impressão a ser identificada e uma outra foi de 15 centésimos de segundo, utilizando-se um processador Pentium 4 de 2.5 Ghz com memória RAM de 256 Mb. Se o sistema trabalhar de forma 1-1, o resultado ocorre em tempo real, pois este não atinge meio segundo. Se o sistema trabalhar de forma 1-n com uma base de dados de 81 impressões digitais, o seu melhor tempo é de 45 centésimos de segundo e na pior hipótese pode levar até 12 segundos. Neste tipo de sistema pode-se ter ou não um resultado em tempo real, devido este resultado variar de 0.45 a 12s.

Contudo percebeu-se que as técnicas utilizadas desde o pré até o pós-processamento foram satisfatórias para facilitar o processo de reconhecimento.

5.1 Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros podem ser feitas algumas melhorias no sistema, tais como:

- Achar a direção das cristas para poder tratar a rotação;
- Testar técnicas de morfologia matemática para ver o rendimento das técnicas e compará-las com as utilizadas;

- Implementar os algoritmos de pré-processamento, detecção e pós-processamento em microcontrolador ou DSP para verificar o desempenho;
- Implementar a aquisição das impressões através de um sensor apropriado acoplado ao computador.
- Encontrar os grupos nas impressões digitais para ganhar tempo na comparação com a base de dados;

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(AMENGUAL *et al.*, 1997) AMENGUAL, J.C.; JUAN, A.; PÉREZ, J.C.; PRAT F.; SÁEZ, S. and VILAR, J.M. **Real-Time Minutiae extraction in fingerprint images**. Image Processing and Its Applications, 1997., Sixth International Conference on, 14-17 de Julho 1997, vol.2, pp: 871-875.

(BERNSEN, 1986) BERNSEN, J., **Dynamic Thresholding of gray-level images**. Proc. Eighth Int'l Conf. on Pattern Recognition, Paris, France, oct 1986, pp: 1251-1255.

(CENTENO, 1994) CENTENO, Tânia Mezzadri. **Limiarização de impressões digitais a partir da morfologia matemática**. Curitiba, 1994. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Centro Federal de Educação Tecnológico do Paraná.

(CHOI *et al.*, 2001) CHOI, K.; LEE, K.; SUH, B.; KIM, J.; YOO, J. and KIM S. **A Fingerprint Verification System Using an ADSP21060 Processor**. Journal of Korean Physical Society, Vol.39, No.1, 2001. pp:165 – 171.

(CORMEN *et al.*, 2002) CORMEN, Thomas H., LEISERSON, Charles E., RIVEST, Ronald L., STEIN, Clifford. **Algoritmos – Teoria e Prática**. Tradução da 2ª Edição Americana. Editora Campus, 2002 – 6ª edição.

(COSTA, 2001) COSTA, Silvia M. F. **Classificação e Verificação de Impressões Digitais**. Dissertação de Mestrado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2001.

(EMIROGLU and AKHAN, 1997) EMIROGLU, I. and AKHAN, M.B. **Pré-Processing of Fingerprint Image**. European Conference on Security and Detection, Conference Publication N° 437, IEE, 1997, pp:147-151.

(ESPINOSA-DURÓ, 2001) ESPINOSA-DURÓ, Virginia. **Minutiae detection algorithm for fingerprint recognition**. IEEE Aerospace and Electronics Systems Magazine , Vol. 17, 2002, pp:7-10.

(FACON, 1993) FACON, Jacques. **Processamento e Análise de Imagens**. VI Escola Brasileiro-Argentina de Informatica, Universidad Nacional de Córdoba, 1993.

(FINGERSEC, 1999) FINGERSEC, **FingerSec do Brasil Ltda**
<http://www.fingersec.com.br/neurotec/down.asp>. Acesso em 08/12/2003.

(GAO *et al.*, 2001) GAO, Qun; FÖSTER, Philipp; MÖBUS, Kart R. and MOSCHYTZ, George S. **Fingerprint Recognition Using CNNs: Fingerprint Preprocessing**. Circuits and Systems, 2001. The 2001 IEEE International Symposium on , Vol. 3, 2001, pp: 433-436.

(GONZALEZ e WOODS, 2003) GONZALEZ, Rafael C. e WOODS, Richard E. **Processamento de Imagens Digitais**. Edgard Blücher Ltda, 2003.

(GREENBERG *et al.*, 2002) GREENBERG, Shlomo; ALADJEM, Mayer; KOGAN, Daniel and DIMITROV, Itshak. **Fingerprint Image Enhancement using filtering Techniques**. International Conference on Pattern Recognition, 2000, Vol.3, pp:3326-3329.

(HOLT *et al.*, 1987) HOLT, C.M.; A. Stewart; M. Clint and R.H. Perrott. **An improved parallel thinning algorithm**. Communications of the ACM, vol. 30, n. 2, 1987, pp: 156-160.

(JAIN; KASTURI and SCHUNCK, 1995) JAIN, Ramesh; KASTURI, Rangachar and SCHUNCK, Brian G. **Machine Vision**. McGraw-Hill, 1995.

(JAIN and KULKAMI, 1999) JAIN, A. and KULKAMI, Y. **A Multimodal Biometric System Using Fingerprint, Face, and Speech**. Proc. 2nd Int'l Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, Washington, D.C. 1999, pp: 182-187.

(KASAEI; DERICHE and BOIASHASH, 1997) KASAEI, Shohreh; DERICHE, Mohamed and BOASHASH, Boualem. **Fingerprint Feature Enhacement using Block-Direction on Reconstructed Images**. IEEE region Ten Conf., digital signal Processing applications, TENCON, Brisbane, Australia, Dec. 1997, pp: 303-306.

(MAIO and MALTONI, 1998) MAIO, D. and MALTONI, D. **Neural Network Based Minutiae Filtering in Fingerprints**. Pattern Recognition, 1998. Proceedings. Fourteenth International Conference on Vol. 2, 1998, pp: 1654-1658.

(MASCARENHAS e VELASCO, 1989) MASCARENHAS, Nelson D. A. e VELASCO, Flávio, R. D. **Processamento Digital de Imagens**. IV Escola Brasileiro-Argentina de Informática, Universidad Católica de Santiago del Estero, 1989.

(NIBLACK, 1986) NIBLACK, W., **An Introduction to Digital Image Processing**, Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1986.

(OTSU, 1979) OTSU, N. **A Threshold selection method from gray level histograms**. IEEE Trans. System Man and Cybernet, 9, pp. 62-66, 1979.

(PEDRINI, 2004) PEDRINI, Helio. Apostila de Processamento de Imagens. **Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações**. Departamento de Informática-UFPR, 2004.

(PRIBERAM, 2004) PRIBERAM, **Língua Portuguesa On-line**: <http://www.priberam.pt/dlpo/dlpo.aspx>. Acesso em 26/03/2004.

(SILVA e ABE, 2002) SILVA, Daniel F. S. e ABE, Narumi. **Sítima Reconhecedor de**

Impressoes Digitais Utilizando Redes Neurais. Projeto de Graduação, Engenharia da Computação, Universidade Católica Dom Bosco, Campo Grande – MS, Novembro, 2002.

(STENTIFORD and MORTIMER, 1983) STENTIFORD, F.W.M and MORTIMER, R.G. **Some new heuristics for thinning binary handprinted characters for OCR.** IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-13, n.1, 1983, pp: 81-84.

(TICO and KUOSMANEN, 2000) TICO, Marius and KUOSMANEN Pauli. **An Algorithm for Fingerprint Image Postprocessing.** Signals, Systems and Computers, 2000. Conference Record of the Thirty-Fourth Asilomar Conference on Vol. 2, 2000, pp: 1735-1739.

(XIAU and ZHUMING, 1996) XIAO, Sun and ZHUMING, Ai. **Automatic Feature Extraction and Recognition of Fingerprint Images.** 3rd International Conference on Signal Processing, 14-18 Oct 1996. vol.2, pp: 1086 - 1089.

(ZANG and SUEN, 1984) Zhang, T.Y. and SUEN, C.Y. **A fast parallel algorithm for thinning digital patterns.** Communications of the ACM, vol. 27, n. 3, 1984, pp: 236-239.

(ZHAO and TANG, 2002) ZHAO, Feng and TANG, Xiaou. **Duality-based Post-processing for Fingerprint Minutiae Extraction.** Proc. of International Conference on Information Security, (InfoSecu'02), 2002, pp: 36 -42.